



Contributions à la chaîne logistique numérique : conception de circuits courts et planification décentralisée.

Maxime Ogier

► To cite this version:

Maxime Ogier. Contributions à la chaîne logistique numérique : conception de circuits courts et planification décentralisée.. Autre. Université de Grenoble, 2013. Français. NNT : 2013GRENI077 . tel-00981923

HAL Id: tel-00981923

<https://theses.hal.science/tel-00981923>

Submitted on 23 Apr 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Génie Industriel**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Maxime OGIER

Thèse dirigée par **Van-Dat CUNG**

et codirigée par **Julien BOISSIÈRE**

préparée au sein de **G-SCOP (Grenoble - Sciences pour la Conception, l'Optimisation et la Production)**

et de **I-MEP2 (Ingénierie-Matériaux Mécanique Énergétique Environnement Procédés Production)**

Contributions à la chaîne logistique numérique : conception de circuits courts et planification décentralisée

Thèse soutenue publiquement le **5 décembre 2013**,
devant le jury composé de :

M. Stéphane DAUZÈRE-PÉRÈS

Professeur, École des Mines de Saint-Étienne, Rapporteur

M. Jacques LAMOTHE

Professeur, École des Mines d'Albi Carmaux, Rapporteur

M^{me} Valérie BOTTA-GENOULAZ

Professeur, INSA Lyon, Examinatrice

M. Gilles GONCALVES

Professeur, Université d'Artois, Examineur

M. Michel MINOUX

Professeur, Université Pierre et Marie Curie, Examineur

M. Van-Dat CUNG

Professeur, Grenoble INP, Directeur de thèse

M. Julien BOISSIÈRE

Maître de conférences, Université de Savoie, Co-Directeur de thèse



Remerciements

À l'issu de ces trois années de thèse, je souhaite très sincèrement remercier toutes les personnes qui ont contribué, de quelque manière que ce soit, à la réalisation de ce travail. Ces personnes étant nombreuses, je tiens d'avance à m'excuser pour celles que je pourrais oublier.

En premier lieu, je tiens à remercier mes directeurs de thèse, Van-Dat Cung et Julien Boissière pour leurs qualités scientifiques et humaines. Ils m'ont conseillé et m'ont apporté leur soutien tout au long de ces trois années, qui sont passées bien vite grâce à eux. Van-Dat, merci pour tous ces précieux conseils que tu as pu me donner, pour toutes ces conversations enrichissantes que nous avons eues, et pour avoir toujours su me consacrer du temps malgré un emploi du temps très chargé. Aussi, je tiens à te remercier pour m'avoir fait travailler sur des problèmes de recherche opérationnelle très intéressants qui m'ont passionné. Julien, merci pour ton suivi constant et ta réactivité, ce qui n'était pas évident avec la distance (et les problèmes techniques des visioconférences!). J'ai toujours apprécié les journées de travail très productives que nous avons faites à Grenoble ou à Annecy. Cela a toujours été un réel plaisir de travailler avec vous deux, et je vous en remercie.

Je tiens également à remercier chaleureusement Stéphane Dauzère-Pères et Jacques Lamothe pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de rapporter ce travail de thèse. Je les remercie également pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail, la précision de leurs rapports et de leurs remarques judicieuses. Je remercie également Valérie Botta-Genoulaz pour avoir présidé mon jury de thèse, ainsi que Gilles Goncalves et Michel Minoux qui ont examiné mon travail. J'ai particulièrement apprécié les échanges que nous avons eu lors de la soutenance, et je les remercie pour leurs questions et leurs commentaires pertinents sur mon travail.

Durant ces trois années de thèse, j'ai aussi eu le plaisir de travailler, en recherche et en enseignement avec des personnes de qualité qui m'ont beaucoup apporté. Merci donc à Hadrien Cambazard et Nicolas Catusse pour leur enthousiasme, leurs conseils et leurs remarques de grande qualité. J'ai énormément apprécié de travailler avec vous. Merci également à Nick Chung et Félix T.S. Chan qui m'ont très bien accueilli pendant trois mois à Hong Kong, pour leurs retours sur mon travail et la découverte de la culture asiatique. Merci à Jihène Tounsi pour son aide sur le développement de la plateforme. Aussi, je suis très reconnaissant envers toutes les personnes qui m'ont beaucoup aidé et conseillé pour

l'enseignement à l'École de Génie industriel : Olivier Briant, Hadrien Cambazard, Nicolas Catusse, Pierre Chevrier, Van-Dat Cung, Jeanne Duvallat, Michaël Gabay, Anne-Laure Ladier, Pierre Lemaire et Bernard Penz. Les nombreux échanges que nous avons eus ainsi que nos collaborations ont été très enrichissants. Grâce à vous, j'ai eu un très grand plaisir à enseigner.

Par ailleurs, je tiens à remercier plus généralement les membres du laboratoire G-SCOP, pour la bonne ambiance qui y règne, ce qui a participé au bon déroulement de ces années de thèse. En particulier, les membres successifs de l'A-DOC pour l'organisation des soirées, et les joueurs de BANG ou de coinche le midi ! La liste étant longue, je laisse les intéressés se reconnaître. Je tiens aussi à remercier en particulier mes collègues de bureau : Bertrand, Bérengère et Yohann, pour la bonne humeur et les débats animés qui y ont tenu place ! Cela a toujours été un réel plaisir de venir y travailler. Mes remerciements vont également à l'ensemble des personnels techniques et administratifs du laboratoire qui sont d'une aide précieuse.

Enfin, je souhaite adresser un très grand merci à mes amis et ma famille qui, en dépit de l'éloignement m'ont apporté de la bonne humeur et leur soutien constant tout au long de ces années de thèse.

Cette thèse a été financée par une allocation doctorale de recherche de la Région Rhône-Alpes, que je tiens également à remercier.

Table des matières

Introduction	1
1 Conception de réseau en circuits courts de proximité pour la distribution de produits agricoles frais	11
1.1 Description du problème	12
1.1.1 Définition et enjeux des circuits courts de proximité	12
1.1.2 Acteurs	14
1.1.3 Processus de livraison	14
1.1.4 Structures de coûts	15
1.1.5 Données	16
1.2 État de l’art	17
1.2.1 Logistique des produits agricoles frais	17
1.2.2 Conception de réseau : modélisation et résolution	19
1.3 Formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes	20
1.3.1 Restriction sur le nombre de transbordements	20
1.3.2 Formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes	21
1.4 Méthodes de résolution fondées sur la Programmation Linéaire	23
1.4.1 Solveur Branch & Cut	24
1.4.2 Décomposition de Benders	24
1.4.3 Procédure de Pentes Dynamiques	27
1.4.4 Résultats expérimentaux	29
1.5 Étude de cas : approvisionnement en fruits et légumes sur le département de l’Isère	36
1.5.1 Situation actuelle et enjeux	36
1.5.2 Deux exemples d’approvisionnement en circuits courts en Isère	36
1.5.3 Étude de deux types de clients	37
1.5.4 Expérimentations et résultats	38
1.6 Conclusions et perspectives	45

2	Problème d'allotissement pour l'approvisionnement des restaurations collectives	47
2.1	Description du problème	48
2.1.1	Enjeux liés à l'allotissement	48
2.1.2	Acteurs	50
2.1.3	Processus d'appel d'offres pour la restauration collective scolaire . .	50
2.1.4	Objectifs	53
2.1.5	Données	54
2.2	État de l'art	54
2.2.1	Modélisation des problèmes d'équité	54
2.2.2	Problème de partitionnement	57
2.3	Quelques approches de modélisation	58
2.3.1	Sans prise en compte de l'équité	58
2.3.2	Avec prise en compte de l'équité	60
2.3.3	Complexité des problèmes	62
2.4	Deux approches de résolution heuristiques	63
2.4.1	Une première approche de résolution : présélection des lots	63
2.4.2	Une approche par génération de colonnes pour la résolution	66
2.4.3	Comparaison expérimentale des deux approches de résolution	72
2.5	Étude de cas : approvisionnement en viandes sur la région Rhône-Alpes . .	77
2.5.1	Situation actuelle et enjeux	77
2.5.2	Présentation des instances étudiées	78
2.5.3	Résultats	80
2.6	Conclusions et perspectives	82
3	Processus de planification tactique multi-acteurs dans la chaîne logistique	85
3.1	Description du problème	86
3.1.1	Structure des chaînes logistiques étudiées	86
3.1.2	Problème de planification	88
3.1.3	Enjeux pratiques des approches décentralisées	88
3.1.4	Enjeux théoriques des approches décentralisées	89
3.2	État de l'art	90
3.2.1	Modélisation du problème de planification dans une chaîne logistique	90
3.2.2	Coordination des décisions dans une chaîne logistique	91
3.2.3	Mécanismes de coordination des décisions décentralisées	92
3.2.4	Caractéristiques des contrats	93
3.2.5	Gestion multi-fournisseurs lors de la planification	94
3.3	Description et analyse du modèle proposé par Jung <i>et al.</i> : 1 distributeur - 1 producteur	96

3.3.1	Description du modèle et vision centralisée de la planification	96
3.3.2	Analyse du processus de négociation décentralisé proposé	98
3.4	Amélioration du processus et étude d'un mécanisme de type contrat	106
3.4.1	Amélioration par rapport au problème des capacités de stockage	106
3.4.2	Contrat à base de remises sur quantité	113
3.5	Modèle à deux échelons	116
3.5.1	Type n distributeurs - 1 producteur	117
3.5.2	Type 1 distributeur - m producteurs	120
3.5.3	Type n distributeurs - m producteurs	123
3.6	Passage à trois échelons	123
3.6.1	Chaîne logistique étudiée et planifications centralisée et décentralisée	124
3.6.2	Négociation globalement synchrone	128
3.6.3	Négociation partiellement synchrone	129
3.6.4	Généralisation à k échelons	131
3.7	Conclusions et perspectives	132
4	Un outil couplé de simulation et d'optimisation de chaîne logistique	135
4.1	Problématique	136
4.1.1	Problème étudié	136
4.1.2	Notion de double complexité	137
4.1.3	Vers un outil d'aide à la décision	138
4.2	État de l'art	139
4.2.1	Modèle de simulation pour la chaîne logistique	139
4.2.2	Approches multi-agents	140
4.2.3	Simulation de la planification	141
4.2.4	Vers une chaîne logistique durable	142
4.3	Architecture multi-agents de la plateforme	142
4.4	Planification tactique : horizons glissants et prise en compte d'un aspect durable	147
4.4.1	Planification avec horizons glissants	147
4.4.2	Deux résultats préliminaires : comment planifier ? comment anticiper ?	148
4.4.3	Nervosité du plan de production	152
4.4.4	Évolutions dans la modélisation	155
4.4.5	Résultats expérimentaux	158
4.5	Études de cas	162
4.5.1	Contrat à base de remises sur quantité dans une chaîne logistique divergente à deux échelons	163
4.5.2	Chaîne logistique à deux échelons et stratégies de répartition	168
4.6	Conclusion et perspectives	180

Bibliographie	187
A Résultats sur la conception de réseaux	201
B Algorithmes et résultats sur l'allotissement	205
B.1 Algorithmes pour décider si un lot l est acceptable	205
B.2 Algorithmes pour la présélection des lots	208
B.3 Algorithmes pour la génération de colonnes	210
B.4 Temps processeur pour les instances aléatoires	215
B.5 Temps processeur pour les instances de l'étude de cas	215
C Preuves sur la planification multi-acteurs	219
C.1 Preuve de la Proposition 3.4	219
D Résultats sur l'outil de simulation/optimisation	221
D.1 Un exemple de flot non réalisable	221
D.2 Coût total lorsque les ressources de production sont sécurisées	223
D.3 Performance sur les critères économique et social	223
D.4 Étude du niveau de stock final dans une chaîne logistique divergente avec contrat de remises sur quantité	224
D.5 Exemple de profit de la chaîne logistique avec un contrat de remises sur quantités	224
D.6 Preuve de la Proposition 4.1	224
D.7 Utilisation des capacités de stockage dans la chaîne logistique à deux échelons	225
D.8 Exemples dans la chaîne logistique à deux échelons	226

Introduction

Concept et enjeux de la chaîne logistique

Le concept de logistique a grandement évolué depuis la moitié du 20^{ème} siècle. Selon (Akbari Jokar *et al.*, 2002), avant 1975 la logistique était séparée : dans un contexte où la demande était supérieure à l'offre, la production se faisait en masse, les différents services de l'entreprise agissaient de manière séparée. A partir de 1975, la demande et l'offre s'équilibraient et la logistique devenait intégrée : les différents services de l'entreprise coopéraient afin d'améliorer les aspects qualité et flexibilité. A partir des années 1990, la demande devient inférieure à l'offre et est beaucoup plus volatile. Dans un contexte très compétitif les entreprises doivent alors s'allier afin de pallier à leurs défauts individuels et d'être plus réactives aux changements de la demande. C'est à partir de ce moment que le terme de chaîne logistique commence à apparaître : on parle alors de logistique coopérée.

Différentes définitions de la chaîne logistique ont été proposées dans la littérature (on peut se référer aux travaux de Galasso (2007)), et nous retenons celle proposée par Christopher (1992) qui définit la chaîne logistique comme le réseau d'organisations impliquées par des relations en amont et en aval dans différents processus et activités qui créent de la valeur sous forme de produits et de services apportés aux consommateurs finaux. Nous considérons qu'une organisation qui possède une autonomie et qui peut prendre des décisions représente un acteur de la chaîne logistique. La définition retenue présente l'avantage de mettre en avant l'aspect relationnel entre les acteurs de la chaîne logistique. Chacun des acteurs peut avoir un rôle spécifique dans la chaîne : fournisseur, producteur, distributeur, client final, etc.

La chaîne logistique peut donc être vue comme un ensemble d'acteurs qui interagissent entre eux par le moyen de différents flux. Un flux correspond ainsi à une entité qui circule entre les acteurs. Nous pouvons ainsi distinguer :

- les flux physiques : ils circulent principalement de l'amont vers l'aval (i.e. des fournisseurs aux clients) afin d'apporter de la valeur ajoutée aux clients finaux ; ils peuvent représenter des matières premières, des composants ou des produits finis par exemple ;
- les flux d'informations : ils circulent dans les deux sens et permettent aux acteurs de se concerter ;
- les flux financiers : ils circulent dans le sens inverse du flux physique et représentent

la valeur monétaire des ventes et achats effectués ; ils sont une résultante des flux physiques qui ont transité dans le système.

Nous nous intéressons principalement dans ces travaux de thèse à l'optimisation des flux physiques ainsi qu'au contenu des flux d'informations.

En fonction du nombre d'acteurs et des relations entre eux, il est possible de définir plusieurs **structures de chaînes**. Huang *et al.* (2003) définissent par exemple cinq types de structures :

- la structure dyadique est une structure de base qui permet de se focaliser sur la relation client/fournisseur ;
- la structure série est une structure linéaire dans laquelle chacun des acteurs a un client et un fournisseur (sauf ceux aux extrémités) ;
- la structure convergente permet d'étudier les cas multi-fournisseurs ;
- la structure divergente permet d'étudier les cas multi-clients ;
- la structure réseau est la plus générale mais aussi la plus complexe à étudier.

Un exemple de chaîne logistique avec une structure réseau et ses flux de produits et d'informations est présenté dans la Figure 1. En focalisant sur des portions de la chaîne logistique présentée, on peut faire ressortir les autres structures de base de la chaîne logistique.

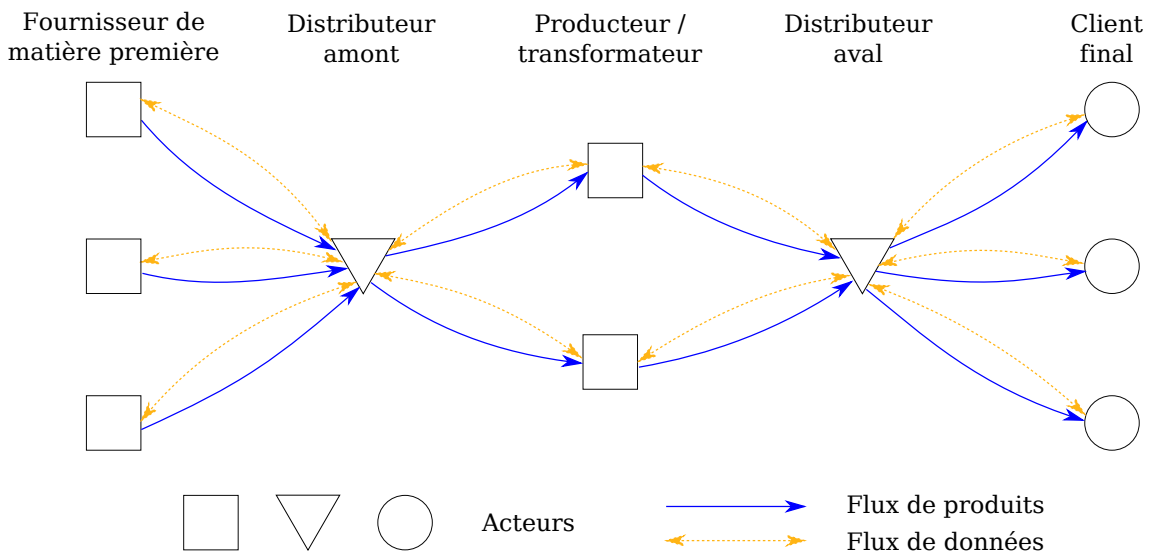


FIGURE 1 – Une chaîne logistique de structure réseau avec les flux de produits et d'informations.

La gestion des chaînes logistiques peut être décomposée en cinq types de processus, définis dans le modèle SCOR (*Supply Chain Operations References*) développés par le *Supply Chain Council* : la planification, l'approvisionnement, la production, la livraison et la gestion des retours. Notre intérêt porte sur le processus de planification. En effet, sur l'ensemble de la chaîne logistique, des centaines voire des milliers de décisions doivent

être prises et coordonnées chaque minute, et plus ces décisions sont importantes, plus elles doivent être anticipées et préparées. La planification consiste donc en la préparation des décisions futures à prendre (Fleischmann *et al.*, 2005). Comme les chaînes logistiques sont des systèmes complexes, il est nécessaire d'utiliser un modèle qui doit permettre de s'abstraire des détails de la réalité mais qui ne doit pas omettre d'éléments majeurs du système étudié. La planification doit permettre d'évaluer différentes alternatives et de sélectionner les bonnes voire les meilleures.

Pour les problèmes liés à la planification des chaînes logistiques, trois niveaux de décision sont généralement définis (Anthony, 1965).

- Le niveau stratégique concerne les décisions à long terme (généralement au delà de deux ans) qui doivent servir de base pour le développement de la chaîne logistique dans le futur. Il s'agit généralement d'étudier la conception de la structure de la chaîne logistique.
- Le niveau tactique concerne les décisions à moyen terme (entre 6 et 24 mois) qui doivent donner les grandes lignes des activités régulières. Cela consiste à déterminer, de manière grossière, les quantités et les périodes des différents flux et ressources.
- Le niveau opérationnel concerne les décisions à court terme (entre quelques jours et 3 mois) afin de donner des instructions détaillées pour une exécution immédiate. Cela concerne généralement les décisions liées à l'ordonnancement des ateliers ou du transport.

Dans nos travaux de thèse, nous nous intéressons principalement aux décisions engendrées par la structure de la chaîne logistique et aux comportements internes des acteurs. Les problèmes abordés étant innovants, nous nous sommes focalisés sur les décisions de plus hauts niveaux : **stratégique et tactique**. Afin de planifier ces décisions dans les chaînes logistiques, il convient de prendre en compte les difficultés structurelles et fonctionnelles liées aux chaînes logistiques.

Tout d'abord, il faut prendre en compte l'**aspect multi-acteurs** des chaînes logistiques. Dans la construction des modèles de planification, deux hypothèses sont souvent effectuées : (1) il est possible de récupérer les données de l'ensemble des acteurs et (2) l'ensemble des acteurs est prêt à mettre en place la solution proposée. Cependant, la chaîne logistique est un système intrinsèquement décentralisé, et ces hypothèses sont donc souvent irréalistes (Giannoccaro et Pontrandolfo, 2004). La modélisation du problème de planification doit alors prendre en compte la manière dont les acteurs se concertent. La concertation regroupe trois types de relations : la collaboration, la coordination et la coopération. Ces types de relations se différencient selon le degré d'importance des critères liés aux objectifs, aux risques, aux bénéfices, aux ressources, à la prise de décision ou encore au formalisme des échanges entre les acteurs. Un tableau comparatif de ces trois types de relations est proposé dans la thèse de Tounsi (2009) en page 49.

De plus, il convient de prendre en compte la difficulté causée par l'**aspect souvent combinatoire** des problèmes de planification dans lesquels le nombre d'alternatives à

étudier est très important. Ainsi, il n'est pas possible de trouver une solution optimale par une énumération de l'ensemble des solutions. Il est alors utile de se baser sur des modèles et des méthodes de résolution issues de la Recherche Opérationnelle afin de trouver des solutions optimales. Il est alors possible d'utiliser par exemple les outils liés à la Programmation Linéaire. Néanmoins, au vu de la complexité des problèmes, on recherche parfois une solution qui soit de bonne qualité sans être nécessairement optimale. Des méthodes heuristiques avec ou sans garantie de performance peuvent alors être utilisées.

Par ailleurs, les problèmes de planification sont souvent **multi-critères**, ce qui implique des objectifs souvent conflictuels et une ambiguïté dans le choix des différentes alternatives (Fleischmann *et al.*, 2005). Par exemple, il faut concevoir un réseau logistique à coût minimal tout en garantissant une utilisation la plus efficace possible ; ou bien il faut maximiser le taux de service des clients tout en minimisant les coûts de stockage. Il est possible de ne garder qu'un seul objectif et de définir pour les autres un niveau minimal ou maximal de satisfaction. Si tous les objectifs s'expriment dans la même unité il est aussi envisageable de les agréger. Une autre alternative est de pondérer les objectifs, mais le caractère optimal d'une solution peut alors être difficile à interpréter.

Une autre difficulté est la **prise en compte des incertitudes** inhérentes aux chaînes logistiques. La planification vise à prendre des décisions pour les activités futures en se basant sur des données. Il est possible d'estimer ces données à l'aide de modèles de prévision, mais il existe toujours des erreurs plus ou moins importantes sur la prévision. Il est possible d'essayer de prendre en compte ces incertitudes dans la modélisation par des approches robustes. Une autre alternative est d'actualiser fréquemment la planification lorsque les données sont mises à jour et connues de manière plus précise.

Par ailleurs, depuis quelques années, des **considérations de développement durable** sont introduites dans les problèmes de gestion des chaînes logistiques. Le développement durable consiste à utiliser des ressources afin de satisfaire les besoins présents sans compromettre les capacités des générations futures à satisfaire leurs propres besoins (Linton *et al.*, 2007). Ces nouvelles considérations peuvent engendrer des modifications par rapport aux modèles classiques. Benjaafar *et al.* (2010) et Absi *et al.* (2013) proposent par exemple d'intégrer les émissions carbone dans des modèles de planification au niveau tactique. Mais la prise en compte de considérations durables peut aussi nécessiter de considérer les chaînes logistiques globales au lieu d'une restriction à quelques acteurs, de prendre en compte plus de critères de performance, et d'avoir une meilleure concertation entre les acteurs (Seuring et Müller, 2008).

Ainsi, la planification des chaînes logistiques au niveau stratégique-tactique est une tâche complexe qui nécessite des outils numériques qui permettent aux preneurs de décision d'évaluer et d'anticiper les impacts des décisions.

Notion de chaîne logistique numérique

Actuellement, les outils mis en place pour aider à la gestion des chaînes logistiques concernent principalement les technologies de l'information et les systèmes d'information qui ont permis de faciliter la mise à disposition de l'information et d'accélérer la transmission des informations dans la chaîne logistique. Parmi les systèmes d'information qui permettent de gérer la chaîne logistique au niveau stratégique-tactique, on peut citer notamment les ERP (*Enterprise Resource Planning*) qui permettent d'intégrer les différentes composantes fonctionnelles internes à l'entreprise. Les ERP permettent de gérer l'interface avec les clients et les fournisseurs, mais ils ne sont pas adaptés pour une gestion multi-acteurs avec plusieurs entités décisionnaires autonomes. Les APS (*Advanced Planning Systems*), de leur côté, offrent un meilleur support de décision que les ERP mais restent très centralisés (Stadtler, 2008). Ils permettent de réaliser la planification pour un ensemble de sites distants, mais encore pour une vision très centralisée des acteurs décisionnaires.

Ainsi, il est nécessaire, pour les preneurs de décision au niveau de la chaîne logistique, d'avoir des outils numériques et collaboratifs qui offrent un support d'aide à la décision avancée et qui prennent en compte l'aspect décentralisé de la prise de décision. Dans ces travaux de thèse, nous proposons donc de contribuer en ce sens à la chaîne logistique numérique. Nous utilisons ce terme de chaîne logistique numérique par analogie à l'usine numérique. L'usine numérique peut être définie comme un réseau complet de modèles, de méthodes et d'outils numériques, qui incluent la simulation et la visualisation en trois dimensions et en réalité virtuelle, et qui sont intégrés par une gestion continue des données (Zülch et Stowasser, 2005). L'usine numérique doit permettre de planifier, d'évaluer et d'améliorer, de manière globale, les processus et les ressources liées à un produit dans l'usine. Lorsque le produit numérique est passé avec succès dans l'usine numérique, alors il peut être mis en production dans l'usine réelle. Ainsi par analogie, même si la chaîne logistique numérique ne concerne pas les outils numériques de développement de produits, il s'agit bien de regrouper un ensemble de modèles, de méthodes et d'outils qui permettent de planifier les décisions stratégiques et tactiques sur des prototypes numériques de chaîne logistique. Cet ensemble d'outils méthodologiques et pratiques doit permettre de prototyper, d'évaluer et de tester les organisations et les concertations entre acteurs qui peuvent être mises en place, et ce avant leur implémentation réelle. Ce prototypage numérique est nécessaire car il est souvent impossible de faire des tests en grandeur réelle, les essais ou simulations physiques sont coûteux et limités à des chaînes de petite taille.

Au niveau applicatif, ces outils numériques sont plus particulièrement adaptés à des réseaux de Petites et Moyennes Entreprises ou Industries (PME / PMI). Les PME et PMI sont très vulnérables et sont donc plus facilement amenées à se regrouper en réseau. Les groupements de PME et PMI forment des chaînes logistiques qui présentent des caractéristiques intéressantes. Selon (Villarreal Lizarraga, 2005), ces groupements sont d'une

part constitués de nombreux acteurs, qui sont naturellement disposés à se concerter car ils ont des liens stables : il n’y a pas d’acteur dominant qui impose ses décisions aux autres. D’autre part, les acteurs des groupements de PME/PMI sont généralement localisés sur un même territoire géographique restreint (généralement à une échelle régionale).

Nos contributions

Nos contributions à la chaîne logistique numérique sont orientées selon deux directions principales :

- la conception de réseau logistique dont les circuits de distribution sont courts et de proximité ;
- la prise en compte de la décentralisation de la décision lors de la planification tactique des activités logistiques.

Plus spécifiquement, la **première contribution** concerne la logistique en circuits courts et de proximité. Ce vocabulaire est notamment utilisé pour les produits agricoles frais, mais il peut être étendu à tout type de produit. Nous considérons dans ces travaux que les circuits courts correspondent à un mode de distribution dans lequel le nombre d’intermédiaires entre le fournisseur de matières premières et le client final est limité. Il est ainsi possible de parler de chaîne logistique courte. La notion de proximité peut s’entendre aux sens géographique ou relationnel entre un fournisseur et un client.

Ces problèmes ont été soulevés par le Conseil Général et la Chambre d’Agriculture de l’Isère et par la Chambre Régionale d’Agriculture de Rhône-Alpes, qui essayent de favoriser la mise en place de circuits alimentaires courts et de proximité afin notamment d’augmenter les revenus des producteurs locaux. Mais ces problèmes dépassent ce seul aspect économique et constituent un nouveau mode de commercialisation des produits alternatifs aux circuits longs productivistes qui ont montré leurs limites aux niveaux économique, environnemental et social (Dumain et Maurines, 2012).

Cette contribution est présentée au travers des Chapitres 1 et 2 dans lesquels nous étudions des problèmes stratégiques de conception de réseau, pour des produits agricoles frais. L’originalité des problèmes étudiées est la prise en compte (1) de la limitation du nombre de transbordements pour la distribution d’un produit, (2) de la rentabilité économique des acteurs et (3) de l’équité entre acteurs. Nous proposons des outils de modélisation et de résolution pour ces problèmes innovants de logistique en circuits courts et de proximité.

La **seconde contribution** consiste en l’étude d’une prise de décision décentralisée pour le problème de planification tactique dans les chaînes logistiques. La planification tactique consiste à déterminer, sur un horizon temporel donné, les quantités de chacune des activités de production, de transport et de stockage pour l’ensemble des acteurs de la chaîne logistique. Il s’agit de minimiser le coût total de ces activités tout en respectant les

capacités des ressources disponibles.

En 2010, dans le cadre du Cluster de Recherche Gestion et Organisation des Systèmes de Production et de l'Innovation (GOSPI) de la Région Rhône-Alpes, un groupe de travail s'est constitué sur la thématique des chaînes logistiques durables au niveau tactique. Il en est ressorti que pour intégrer les éléments clés liés au développement durable, il est nécessaire de disposer d'un outil qui permette d'évaluer et d'anticiper les impacts des décisions au niveau de la chaîne logistique. De plus, les travaux de thèse de Tounsi (2009) ont abouti à une plateforme générique de simulation à base de multi-agents pour les chaînes logistiques. Cet outil offre donc un cadre de modélisation dans lequel il reste à intégrer les aspects fonctionnement internes des acteurs et alignement des décisions entre acteurs.

Nous proposons ainsi, à travers les Chapitres 3 et 4 une approche et un outil novateurs qui couplent la simulation à base de multi-agents avec l'optimisation de la planification tactique. L'originalité de ce couplage est de faire appel à des méthodes d'optimisation locale à l'intérieur d'une méthode de simulation qui permet d'itérer la planification sur un horizon glissant. Nous étudions au niveau du problème d'optimisation la manière de décomposer les décisions entre les acteurs de la chaîne logistique, les stratégies de comportements internes des acteurs ainsi que les protocoles de concertation. Ces protocoles s'opèrent sous l'hypothèse réaliste d'un échange limité d'informations et ils doivent garantir la convergence et la cohérence des décisions tout en maintenant une performance globale intéressante. L'outil numérique proposé peut ainsi être utilisé pour modéliser, simuler et évaluer différentes structures de chaînes logistiques, différents modèles de relation entre acteurs et différents fonctionnements internes.

Plan de lecture de la thèse

Le chapitre 1 s'intéresse à la conception du réseau logistique au niveau de la production et de la logistique de transport. Les flux d'informations entre acteurs (en particulier les demandes des clients) sont supposés connus, et l'intérêt porte sur l'optimisation des flux physiques. Plus précisément, il s'agit de concevoir le réseau de service logistique pour des produits agricoles frais sur une chaîne logistique courte et de proximité. Le problème est de décider d'une part des plateformes à ouvrir parmi un ensemble donné, et d'autre part du flux des différents produits avec une contrainte sur le nombre maximal de transbordements. Une formulation du problème en Programme Linéaire à Variables Mixtes, fondée sur les problèmes de flots et de localisation est proposée. Deux méthodes de résolution fondées sur des décompositions du modèle sont utilisées : la décomposition de Benders et la procédure de pentes dynamiques. Une étude de cas, réalisée avec le Conseil Général et la Chambre d'Agriculture de l'Isère, sur l'approvisionnement en fruits et légumes sur le département de l'Isère est ensuite proposée.

Le Chapitre 2 s'intéresse lui à la conception du réseau logistique du point de vue des clients. Il s'agit du problème d'allotissement pour la conception des appels d'offres pu-

blics pour les restaurations collectives. Étant donné un ensemble d'établissements avec leur demande, et un ensemble de fournisseurs potentiels, il s'agit de proposer un partitionnement des établissements de sorte qu'un maximum de fournisseurs soit en capacité de répondre aux appels d'offres sur les lots proposés, et que la rentabilité économique des lots soit équitable. L'intérêt est donc porté sur une aide à la décision pour le flux d'informations, en tenant compte des flux physiques qui en résultent. Une formulation fondée sur le problème de partitionnement est proposée. L'originalité réside dans les contraintes d'équité entre les lots. La génération exhaustive des lots n'étant pas envisageable, deux méthodes de résolution sont proposées : l'une est fondée sur une présélection des lots et l'autre sur la génération de colonnes. Une étude de cas, réalisée avec la Chambre Régionale d'Agriculture de Rhône-Alpes, sur l'approvisionnement en viandes des établissements scolaires de la Drôme et de l'Ardèche est également proposée.

Le positionnement des deux premiers chapitres sur les chaînes logistiques courtes est présenté dans la Figure 2.

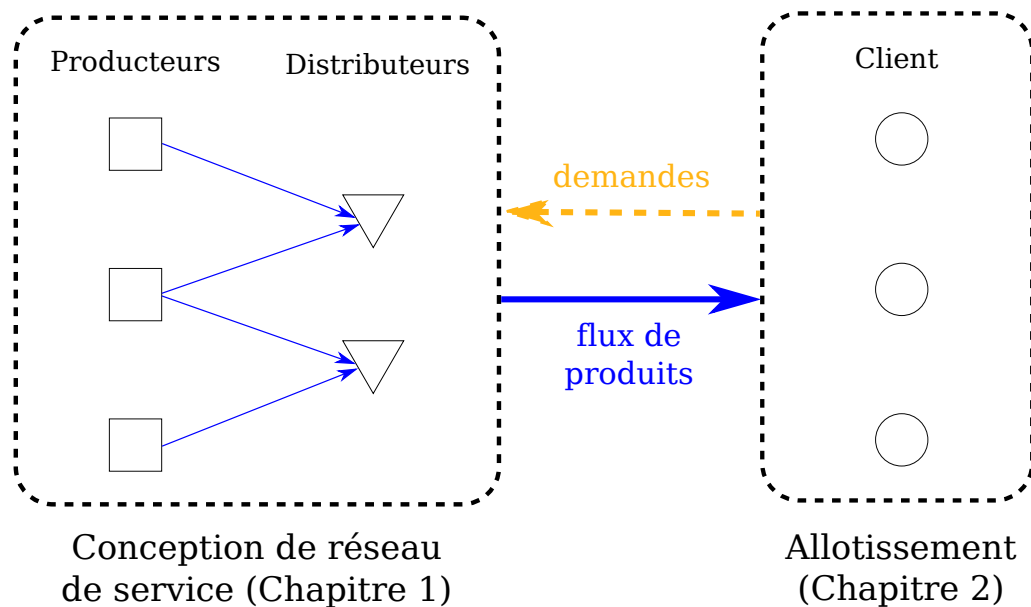


FIGURE 2 – Positionnement des deux premiers chapitres sur les chaînes logistiques courtes.

Le chapitre 3 étudie, sur un horizon temporel fixe, des modèles de dimensionnement de lots décentralisés pour le problème de planification tactique dans la chaîne logistique. Sous l'hypothèse d'un échange limité d'informations entre les acteurs, un processus de négociation proposé dans la littérature (Jung *et al.*, 2008) est enrichi afin d'améliorer les performances par rapport au cas idéal centralisé, et un mécanisme de type contrat à base de remises sur quantité est aussi proposé. Nous étudions la convergence de mécanismes ainsi que la qualité des solutions obtenues par rapport au cas idéal centralisé. A partir du cas de base de la chaîne logistique dyadique, nous étudions la cohérence des décisions entre les acteurs sur d'autres structures de chaîne. Les structures divergentes et convergentes

sur deux échelons permettent d'étudier la répartition respectivement des pénuries et des quantités de commande. La structure en série sur trois échelons permet d'étudier la manière dont un acteur synchronise les négociations avec son client et son fournisseur.

Le chapitre 4 considère ensuite le problème de planification tactique dans la chaîne logistique de manière plus générale en incluant, en plus de la complexité algorithmique, la complexité structurelle et fonctionnelle de la chaîne logistique. Afin de répondre à cette double complexité, l'approche proposée consiste à coupler la simulation à base de système multi-agents avec l'optimisation locale de la planification. Un outil couplé de simulation et d'optimisation est proposé. Par rapport aux modèles du Chapitre 3 il permet de simuler le comportement interne des acteurs et d'itérer la planification sur un horizon glissant. Ce dernier point provoque une nervosité des plans de production que nous cherchons à limiter afin de réduire en particulier les impacts sociaux. Deux études de cas mettent en évidence l'intérêt de cet outil et la manière dont il permet d'aider à la décision sur la concertation entre les acteurs et le fonctionnement interne des acteurs.

Le positionnement des Chapitres 3 et 4 sur la planification tactique décentralisée dans la chaîne logistique est présenté dans la Figure 3.

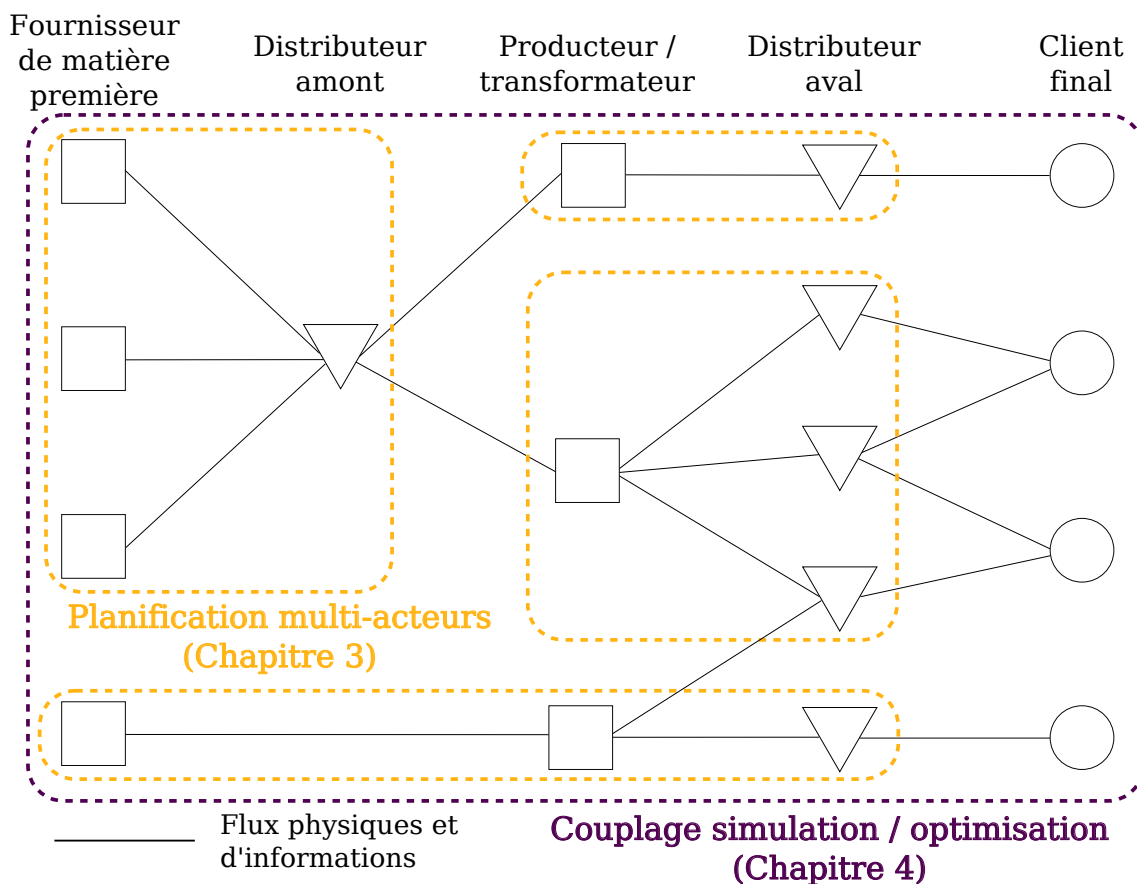


FIGURE 3 – Positionnement des deux derniers chapitres sur la planification décentralisée.

Le plan de lecture de ces quatre chapitres est résumé dans la Table 1.

Une conclusion est ensuite dressée. Elle permet de synthétiser et de définir les limites des contributions présentées dans les différents chapitres. Les perspectives à moyen et long terme qui en découlent sont ensuite exposées.

		Application	Modèle
Conception de réseau en circuits courts	Chapitre 1	Conception de Réseau de Service	Flot / Localisation
	Chapitre 2	Allotissement	Partitionnement
Planification décentralisée	Chapitre 3	Planification tactique	Dimensionnement de lots décentralisé
	Chapitre 4	Simulation de la chaîne logistique	Couplage système multi- agents et optimisation

TABLE 1 – Plan de lecture de la thèse

Chapitre 1

Conception de réseau en circuits courts de proximité pour la distribution de produits agricoles frais

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été acceptés pour publication dans la revue RAIRO - Operations Research (Ogier et al., 2013a), et présentés aux conférences ROADEF 2012 et 2013 (Ogier et al., 2012a, 2013c).

Introduction

Nous nous intéressons dans ce chapitre à un problème de conception de réseau de service logistique aux niveaux stratégique et tactique. Notre intérêt porte sur une chaîne logistique spécifique puisque (1) les produits considérés sont des produits agricoles frais, et (2) la chaîne logistique est courte et de proximité. Ce dernier point signifie d'une part que le nombre d'intermédiaires entre un fournisseur et un client final est limité, et d'autre part que les acteurs ont un rayon d'action limité en terme de transport des marchandises.

Une description détaillée du problème et de l'originalité des aspects circuits courts et de proximité est proposée dans la Section 1.1. La Section 1.2 consiste en un état de l'art sur les problèmes logistiques des produits agricoles et/ou frais, ainsi que sur les problèmes de conception de réseau. Une formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes avec une contrainte originale sur la limitation du nombre de transbordements est proposée dans la Section 1.3. Différentes méthodes de résolution, fondées sur la Programmation Linéaire, et des décompositions du modèle sont exposées dans la Section 1.4. Des résultats expérimentaux sont également proposés dans cette section afin de comparer la performance des différentes méthodes. La Section 1.5 présente une étude de cas pour l'approvisionnement en fruits et légumes sur le département de l'Isère. Il s'agit d'un travail

mené en collaboration avec le Conseil Général et la Chambre d’Agriculture de l’Isère. Une conclusion et des perceptions propres à cette étude sont exposées dans la Section 1.6.

Sommaire

1.1	Description du problème	12
1.1.1	Définition et enjeux des circuits courts de proximité	12
1.1.2	Acteurs	14
1.1.3	Processus de livraison	14
1.1.4	Structures de coûts	15
1.1.5	Données	16
1.2	État de l’art	17
1.2.1	Logistique des produits agricoles frais	17
1.2.2	Conception de réseau : modélisation et résolution	19
1.3	Formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes	20
1.3.1	Restriction sur le nombre de transbordements	20
1.3.2	Formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes	21
1.4	Méthodes de résolution fondées sur la Programmation Linéaire	23
1.4.1	Solveur Branch & Cut	24
1.4.2	Décomposition de Benders	24
1.4.3	Procédure de Pentes Dynamiques	27
1.4.4	Résultats expérimentaux	29
1.5	Étude de cas : approvisionnement en fruits et légumes sur le département de l’Isère	36
1.5.1	Situation actuelle et enjeux	36
1.5.2	Deux exemples d’approvisionnement en circuits courts en Isère .	36
1.5.3	Étude de deux types de clients	37
1.5.4	Expérimentations et résultats	38
1.6	Conclusions et perspectives	45

1.1 Description du problème

1.1.1 Définition et enjeux des circuits courts de proximité

Un des problèmes majeurs de l’agriculture française est le manque de revenus pour les producteurs. Sur les dernières décennies, ils ont été encouragés à produire de plus grandes quantités, tandis que leur prix de vente diminuait. Cependant, il existe actuellement sur certains territoires (1) une offre avec des produits variés et de qualités (fraîcheur) proposée par des producteurs dont l’exploitation est de taille moyenne, et (2) des bassins de consommation importants où la qualité et la traçabilité des produits sont recherchées. Depuis une décennie, des initiatives des pouvoirs publics ou d’acteurs locaux ont cherché à renforcer la connexion locale entre cette offre et cette demande. On parle alors de circuit

court (et/ou) de proximité. Leur enjeu principal est d'améliorer la captation de valeur au bénéfice de la production.

Dans les définitions formelles retenues par le Ministère français de l'Agriculture, un circuit court est un mode de commercialisation qui s'effectue soit par de la vente directe du producteur au consommateur, soit par de la vente indirecte, à condition qu'il n'y ait qu'un seul intermédiaire. Ainsi, avec cette définition des circuits courts, il est tout à fait possible de transporter des produits frais sur de longues distances du moment qu'il y ait au maximum un seul intermédiaire. La notion de circuits de proximité autorise plusieurs intermédiaires dans le cas de la vente indirecte, mais tous les acteurs de la chaîne logistique doivent être localisés sur un territoire restreint. La notion de territoire restreint n'est pas clairement définie, mais des limitations géographiques ou politiques peuvent être considérées. Les distances entre acteurs sont en général de l'ordre de 100 km, ce qui correspond à une échelle départementale. Dans ce chapitre, nous étudions des circuits courts de proximité pour la distribution des produits agro-alimentaires frais. Ceci implique des notions de proximités relationnelle et spatiale entre les acteurs de la chaîne logistique. Nous considérons que tout lieu physique de transbordement des produits représente un intermédiaire, et nous élargissons ainsi la définition formelle des circuits courts proposée par le Ministère de l'Agriculture. Nous nous attacherons donc à limiter le nombre d'intermédiaires/transbordements.

Les circuits courts et de proximité représentent une opportunité pour le développement durable. Ils permettent de favoriser le développement d'une économie non délocalisable, de renforcer les liens sociaux entre les agriculteurs et les consommateurs, de créer des emplois pour de jeunes agriculteurs, de conserver et transmettre des savoir-faire dans une région, d'être plus résistant aux aléas grâce à la diversité des structures de taille moyenne, de fournir des produits frais de meilleure qualité, et ainsi d'assurer potentiellement une meilleure santé pour les clients. Cependant, l'impact environnemental est à nuancer à cause des émissions de transport (Schlich et Fleissner, 2005). En effet, bien que les trajets soient plus courts, ils peuvent être plus nombreux et mal conçus, effectués avec des véhicules consommateurs de CO₂, dont le chargement n'est pas optimisé. Ainsi, l'impact carbone, ramené à la quantité transportée peut être supérieur dans le cas d'un approvisionnement en circuits courts.

Par ailleurs, la diminution du nombre d'intermédiaires implique que les producteurs prennent en charge la commercialisation d'une plus grande partie de leurs produits, ce qui n'est pas leur cœur de métier. Ceci est possible en vente directe (marchés, vente à la ferme, AMAP : Association pour le Maintien d'une Agriculture Paysanne). Mais dans le cas des ventes indirectes (restauration collective, GMS : Grandes et Moyennes Surfaces), les volumes à traiter sont plus importants et la mise en place d'un réseau de distribution est alors nécessaire pour organiser les flux de produits. Ce réseau doit être optimisé afin de minimiser la part du coût de transport dans les prix de vente des produits, et ainsi pouvoir être compétitif par rapport aux circuits de distribution classiques.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la Conception de Réseau de Service pour les Circuits Courts de Proximité, appliqué aux produits agro-alimentaires frais. Nous utiliserons par la suite l'abréviation CRS-CCP pour se référer à ce problème. Il s'agit d'un problème d'optimisation à un niveau stratégique-tactique. Le but est de déterminer (1) un sous ensemble de plateformes à ouvrir parmi un ensemble donné, (2) les services de transport à ouvrir et (3) les flux de produits sur les services ouverts de manière à satisfaire au mieux les demandes avec un coût de transport minimal. Nous considérons dans ce chapitre que le preneur de décision final est une association ou une institution politique locale qui souhaite évaluer différents scénarios pour le système logistique global en termes de coûts de transports. Ceci est différent du point de vue d'une entreprise orientée vers le profit qui souhaiterait uniquement optimiser ses ventes et augmenter sa marge.

1.1.2 Acteurs

Le réseau logistique considéré contient 3 ensembles disjoints d'acteurs. Les agriculteurs ($f \in F$) qui cultivent un ensemble de produits ($p \in P$) et qui prennent en charge la livraison de leurs produits. Ils peuvent livrer les clients ($c \in C$) directement ou par un intermédiaire qui gère des plateformes ($h \in H$) et les transports associés. Les livraisons directes sont considérées car il s'agit de l'essence même de la notion de circuits courts, et cela permet de développer des relations directes entre les fournisseurs et les clients. Cependant, afin de satisfaire au mieux les demandes des clients avec des coûts logistiques et des distances de livraison rentables pour les agriculteurs, la livraison par l'intermédiaire de plateformes qui effectuent des opérations de massification de flux et de transbordement est aussi considérée. Une restriction sur le nombre de transbordements est ajoutée pour prendre en compte les caractéristiques des chaînes logistiques courtes pour les produits frais.

Par ailleurs, puisque tous les acteurs sont localisés sur un territoire restreint, leur proximité permet de faciliter les collaborations, d'établir des relations à long terme, et de partager des objectifs communs. Ceci permet de favoriser l'intervention d'associations ou d'institutions politiques locales en tant que coordinateur central du réseau. Ainsi le modèle que nous proposons tient compte d'un preneur de décision centralisé qui est en charge de coordonner l'offre et la demande et de gérer les plateformes. Le modèle permet d'évaluer les coûts logistiques du système global.

1.1.3 Processus de livraison

Du fait de la saisonnalité de la production, un ensemble de périodes ($t \in T$) est considéré. Afin d'évaluer les coûts de transport, une division supplémentaire des périodes est considérée. Pour chaque période t , N_t sous-périodes sont considérées avec la même offre des agriculteurs (S_{ft}^p) et la même demande des clients (D_{ct}^p). Le plan de transport est répété à l'identique pour les N_t sous-périodes de la période t , ce qui revient à multiplier

les coûts de transports par N_t au final. Le fait d'intégrer cette notion de sous-périodes (1) permet de ne pas considérer qu'une période correspond à une seule livraison ce qui complexifierait inutilement la taille et donc la résolution du problème, et (2) permet de changer les coûts selon les périodes, en utilisant des nombres de sous-périodes différents.

Les produits sont frais et donc ils ne peuvent pas être stockés entre deux périodes ou entre deux sous-périodes. Par exemple, chaque période t peut représenter un mois puisque la saisonnalité est différente d'un mois à l'autre, les sous-périodes peuvent représenter une semaine si les clients souhaitent être livrés à un rythme hebdomadaire.

1.1.4 Structures de coûts

Les structures de coûts proposées ont été établies en accord avec des acteurs du terrain (institutions politiques, associations spécialisées dans la distribution en circuits courts). Elles sont issues de l'étude de cas exposée en Section 1.5.

Le but est de déterminer, parmi un ensemble de plateformes potentielles, lesquelles ouvrir de manière à minimiser les coûts logistiques. Un nombre maximal de plateformes à ouvrir (H^{max}) est considéré, et ce paramètre permet d'évaluer différents scénarios d'investissement pour le preneur de décision central. L'intérêt réside principalement sur les coûts de routage car les coûts d'ouverture pour les plateformes ne sont pas considérés dans ce travail. Pour le coordinateur et preneur de décision central, les coûts d'ouverture sont difficiles à évaluer car ils dépendent fortement de la quantité qui transite par la plateforme. Par exemple, si le flux est faible, un camion réfrigéré peut servir de plateforme, alors que si le flux est important, une véritable plateforme de transbordement est nécessaire. Ainsi, les réponses apportées à ce problème permettent d'évaluer différents scénarios selon la valeur de H^{max} , et le preneur de décision peut ensuite comparer les résultats et décider de la manière de gérer ses investissements afin de mettre en place un réseau de distribution de type circuit court de proximité.

Les agriculteurs livrent les clients ou les plateformes avec de petits véhicules personnels donc les coûts de transport (C_{fc} , C_{fh}) dépendent de la distance entre l'agriculteur et le client/plateforme. Pour ce type de véhicule, le chargement n'a pas d'influence sur le coût, ainsi le coût de transport est indépendant de la quantité transportée. Le transport depuis les plateformes vers d'autres plateformes ou les clients ($i \in H \cup C$) est effectué par des camions; ainsi le coût de transport (c_{hi}) dépend de la quantité transportée et non de la distance car le transport s'effectue à travers un service régulier. Ces coûts unitaires d'envoi peuvent inclure les coûts d'opération des plateformes. Un coût fixe (C_{hc}) est aussi considéré lorsqu'un client est livré par une plateforme. Il permet de prendre en compte le temps passé pour le stationnement et le déchargement du camion, ainsi que la livraison du client. Quand une plateforme livre une autre plateforme, ce coût fixe n'est pas considéré car il est supposé qu'il est plus facile et plus simple de livrer une plateforme. Ainsi, nous prenons en compte dans ce réseau des arcs avec uniquement des coûts fixes (depuis les agriculteurs vers les autres acteurs), des arcs avec uniquement des coûts linéaires (entre

les plateformes), et des arcs à coûts concaves, i.e. fixes et linéaires (depuis les plateformes vers les clients).

De plus, il est possible de ne pas satisfaire la demande, soit parce que l'offre ne le permet pas, soit pour des raisons économiques. Un coût unitaire de pénalité l_{ct}^p est alors imputé au système. Ceci permet de prendre en compte des cas où l'offre globale est inférieure à la demande, car les clients et les agriculteurs peuvent ne pas avoir la vision globale du système. Alors un coût de pénalité supérieur au coût maximum de transport, défini comme suit,

$$l_{ct}^p > \max \left\{ \max_{f \in F} \{C_{fc}\}; \max_{h, h' \in H} \left\{ \max_{f \in F} \{C_{fh}\} + c_{hh'} + c_{h'c} + C_{h'c} \right\} \right\} \quad \forall t \in T \quad (1.1)$$

peut être considéré afin d'assurer la meilleure satisfaction des demandes. L'équation (1.1) assure que pour une unité d'un produit, le coût de transport est toujours inférieur à la pénalité. Par ailleurs, il est possible de considérer une valeur plus faible des coûts de pénalité. Cela permet alors de borner le coût maximum à payer pour le transport d'une unité de la demande. Ainsi, une demande peut volontairement ne pas être satisfaite si le coût de transport pour la livraison est trop élevé. Par ailleurs, puisque la chaîne logistique est de proximité, il est possible de limiter les rayons d'action pour les livraisons effectuées par les agriculteurs et les plateformes. Il suffit alors de ne pas considérer les variables liées au service à ouvrir et au flux de produits entre les acteurs i et j si la distance entre ces deux acteurs est trop importante.

1.1.5 Données

Toutes les données pour le problème CRS-CCP sont les suivantes :

- F : ensemble d'agriculteurs ;
- C : ensemble de clients ;
- H : ensemble de plateformes ;
- P : ensemble de produits ;
- T : ensemble de périodes ;
- N_t : nombre de sous-périodes dans la période t ($\in T$) ;
- H^{max} : nombre maximal de plateformes ouvertes ;
- S_{ft}^p : offre maximale de l'agriculteur f ($\in F$) pour le produit p ($\in P$), pour une sous-période à la période t ;
- D_{ct}^p : demande du client c ($\in C$) pour le produit p , pour une sous-période de la période t ;
- C_{fi} : coût fixe d'envoi depuis l'agriculteur f jusqu'au client ou à la plateforme i ($\in C \cup H$) ;
- C_{hc} : coût fixe de livraison du client c par la plateforme h ($\in H$) ;
- c_{hi} : coût unitaire de livraison depuis la plateforme h jusqu'au client où la plateforme i ;

l_{ct}^p : coût unitaire de pénalité pour la non satisfaction de la demande du client c pour le produit p à la période t .

1.2 État de l'art

1.2.1 Logistique des produits agricoles frais

Nous nous intéressons ici aux travaux existants relatifs à la modélisation et l'optimisation logistique dans le cadre de produits agricoles et/ou frais. Des études sont menées sur des produits spécifiques, par exemple l'huile végétale (Paksoy *et al.*, 2012), ou des protéines végétales (Apaiah et Hendrix, 2005). Lucas et Chhajed (2004) présentent 6 applications liées au secteur agricole. D'autres auteurs proposent des études de cas sur du combustible à base de biomasse de saule (Gigler *et al.*, 2002), des poivrons (Rong *et al.*, 2011) des melons (Yu et Nagurney, 2013), ou des yaourts (Kopanos *et al.*, 2012) par exemple.

Des études concernent de manière plus générale les produits frais et cherchent à prendre en compte les aspects qualité et fraîcheur. Pour l'approvisionnement des produits frais, les consommateurs portent une attention particulière à la qualité des produits (fraîcheur et sécurité alimentaire) (Yu et Nagurney, 2013). Cependant les circuits longs de distribution impliquent de nombreuses opérations de manutention des produits, et des durées importantes de stockage et de transport. Il est donc primordial dans les circuits longs d'éviter le gaspillage des denrées alimentaires et les pertes économiques dues à la périssabilité des produits. En effet, d'après Gustavsson *et al.* (2012) environ un tiers des aliments destinés à la consommation humaine est perdu ou gaspillé dans le monde. Ces pertes et gaspillages ont lieu tout au long de la chaîne logistique. Gigler *et al.* (2002) prennent en compte les états de qualité et d'apparence des produits, qui se dégradent selon le choix qui est fait lors des actions de production, de transport, de stockage et de manutention. Rong *et al.* (2011) intègrent une dégradation de la qualité lors du transport et du stockage, qui est fonction de la température et de la durée d'exécution de ces opérations. Des coûts de mise en température sont pris en compte, et les coûts de production sont fonction de la qualité des produits. Yu et Nagurney (2013) intègrent une dégradation exponentielle de la qualité des produits en fonction du temps. Widodo *et al.* (2006) s'intéressent à la partie amont de la chaîne logistique et proposent un modèle analytique qui prend en compte les procédés de maturation et de dégradation des produits frais. Ces procédés sont représentés par des fonctions mathématiques qui permettent de définir les quantités disponibles en fonction du temps. Le modèle proposé permet de donner un plan de récolte optimal afin de maximiser la satisfaction de la demande. Cependant, pour les chaînes logistiques en circuits courts de proximité, les notions de proximités relationnelle et spatiale permettent d'assurer relativement facilement la traçabilité et la fraîcheur des produits. En effet, pour la logistique en circuits courts, il s'écoule au maximum 24 heures pour le transport des produits entre

les fournisseurs et les clients, et les opérations de manutention sont limitées par le nombre de transbordements.

Les problèmes étudiés dans les travaux existants ainsi que leur modélisation sont détaillés dans la Table 1.1. Deux types de problèmes sont considérés : des problèmes de conception de réseau au niveau stratégique ou des problèmes de planification au niveau tactique. Lucas et Chhajed (2004) proposent une revue sur les problèmes de localisation appliqués au secteur agricole. Ils font ressortir la distinction entre (1) les modèles planaires (distances euclidiennes) et réseaux (distance comme plus court chemin sur un réseau existant), et (2) les modèles continu (nombre de localisations infini) et discret (nombre limité de localisations). Pour ces derniers, une formulation en Programme Linéaire Mixte est souvent proposée. Les modèles proposés dans les autres articles sont souvent basés sur la Programmation mathématique (linéaire, multi-objectif et floue, à variables mixtes). Certains problèmes sont formulés par une équation de Programmation Dynamique, ou des inéquations variationnelles. Concernant les travaux cités qui proposent une formulation à base de Programmation Mathématique, aucune méthode de résolution qui prend en compte les spécificités du problème n'est exposée. Selon Lucas et Chhajed (2004) les problèmes étudiés sont souvent de grande taille et les méthodes de résolution proposées sont alors heuristiques ou basées sur des décompositions du problème (Décomposition de Benders ou montées duales (*dual ascent* en anglais)).

Article	Problèmes étudiés		Modélisations				
	Conception de réseau	Planification tactique	PL ^a	PL- F&MO ^e	MIP ^b	EPD ^c	IV ^d
Gigler <i>et al.</i> (2002)	x					x	
Apaiah et Hendrix (2005)	x		x				
Widodo <i>et al.</i> (2006)		x	x				
Rong <i>et al.</i> (2011)		x			x		
Kopanos <i>et al.</i> (2012)		x			x		
Paksoy <i>et al.</i> (2012)	x			x			
Yu et Nagurney (2013)		x					x

a. Programmation Linéaire

b. Programmation Linéaire à Variables Mixtes

c. Équation de Programmation Dynamique

d. Inéquations Variationnelles

e. Programmation Linéaire Floue et Multi-Objectifs

TABLE 1.1 – Aperçu de la littérature à propos de la logistique des produits agricoles frais : problèmes étudiés et modélisations.

Ainsi, la littérature autour de la logistique des produits agricoles frais s'est beaucoup focalisée sur la prise en compte de la dégradation de la qualité des produits dans les

modèles. Mais il n'existe pas, à notre connaissance, de littérature sur la modélisation et l'optimisation de réseau de distribution en circuits courts de proximité pour les produits agricoles frais, qui prenne en compte la limitation du nombre de transbordements ou des rayons d'action des acteurs. Nos travaux proposent donc de répondre à ce manque, au travers d'une approche basée sur un modèle discret et un réseau de transport existant.

1.2.2 Conception de réseau : modélisation et résolution

Le problème de conception de réseau de service a été très étudié dans la littérature. Il est possible de se référer à Crainic (2000); Barnhart *et al.* (2002); Wieberneit (2008); Teypaz *et al.* (2009) pour un état de l'art sur ce sujet. Dans ce chapitre, nous nous intéressons au réseau de service de circulation (i.e. le réseau physique de distribution est connu) et non au réseau de service de transport (i.e. il faut concevoir le réseau physique, par exemple pour les bus ou les trains). La caractéristique principale du problème de conception de réseau est d'arbitrer entre les coûts fixes d'infrastructure du réseau et les coûts variables d'utilisation du réseau. D'après Crainic et Laporte (1997), le problème peut être défini par un graphe $G = (N, A)$ où N est un ensemble de nœuds et A un ensemble d'arcs qui connectent certains nœuds. L'ensemble N peut se diviser en 3 sous-ensembles non disjoints qui représentent (1) les origines, (2) les destinations et (3) les transbordements des produits. Une capacité, un coût fixe (pour la conception) et un coût linéaire (pour l'utilisation) peuvent être associés aux arcs. Il est aussi possible d'associer un coût fixe aux nœuds. On parle alors de problème de localisation. Le but du problème de conception de réseau est de choisir des arcs à ouvrir de manière à satisfaire la demande pour les nœuds de destination à partir des origines, au coût le plus faible (somme des coûts de conception et d'utilisation).

Le problème de conception de réseau regroupe différents types de problèmes parmi lesquels le problème de localisation, le problème de conception de réseau multi-produits avec capacités, le problème de flux dans les réseaux. Nous ne nous intéressons pas ici au problème de conception de réseau multi-produits avec capacités car il suppose qu'à chaque produit est associée une seule origine et une seule destination (Gendron, 2011). Pour le problème CRS-CCP, l'affectation entre les agriculteurs et les clients n'est pas une donnée d'entrée. Ainsi, nous nous intéressons au couplage entre le problème de localisation et le problème de flux dans les réseaux. Le but du problème de localisation est de choisir, parmi un ensemble de localisations, lesquelles ouvrir et quels clients elles desservent. Pour une revue sur ce sujet, il est possible de se référer à Owen et Daskin (1998), ou à Melkote et Daskin (2001) qui présentent une étude du problème de conception de réseau couplé avec le problème de localisation avec capacités. Concernant le problème CRS-CCP, la localisation des plateformes qui effectuent un transbordement est considérée différente de la localisation des agriculteurs et des clients puisqu'il est considéré qu'un même acteur ne joue pas deux rôles à la fois. De plus, dans notre étude, les coûts d'ouverture et les capacités sur les localisations à ouvrir ne sont pas considérés. Ainsi, nous nous intéressons

à un problème de localisation proche du problème de k -median, qui est un problème NP-difficile (Megiddo et Supowit, 1984). Une fois que la localisation des plateformes est fixée, il reste toujours un problème de flux dans les réseaux pour lequel on considère des coûts fixes d'ouverture des arcs : le problème de flux à coûts fixes dans les réseaux. Il s'agit de choisir un ensemble d'arcs à ouvrir parmi l'ensemble des arcs A du graphe G , et de trouver un flot réalisable (qui satisfasse les demandes) dans le graphe résultant de manière à minimiser la somme des coûts fixes et variables. Ce problème est aussi un problème NP-difficile (Guisewite et Pardalos, 1990). Ainsi, différentes techniques ont été proposées dans la littérature pour résoudre ce problème. Certaines méthodes sont heuristiques (Kim et Pardalos, 1999), d'autres proposent des garanties de performance (Ortega et Wolsey, 2003; Costa, 2005).

Pour le problème de CRS-CCP, plusieurs périodes sont à considérer puisque la saisonnalité des produits agricoles implique des changements réguliers par rapport aux produits disponibles, alors que la localisation des plateformes ouvertes doit rester la même pour l'ensemble des périodes. De plus, les circuits de proximité impliquent que le graphe complet (i.e. dont toutes les paires de sommet sont reliées par un arc) n'est pas considéré : si deux acteurs sont trop éloignés l'un de l'autre, il n'est pas possible d'ouvrir un service direct. Les circuits courts impliquent aussi qu'un même produit ne peut pas transiter par trop de plateformes.

1.3 Formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes

1.3.1 Restriction sur le nombre de transbordements

Les modèles pour le problème de conception de réseau ont été très étudiés dans la littérature (Ahuja *et al.*, 1993; Crainic et Laporte, 1997). Mais la modélisation du problème CRS-CCP est plus difficile car il faut prendre en compte, de manière simultanée, les coûts fixes et variables dans la fonction objectif, et la restriction à deux transbordements au maximum pour un produit. En effet, une formulation fondée sur des arcs peut facilement prendre en compte la structure de coûts, mais la restriction sur le nombre de transbordements n'est pas évidente à exprimer, tandis qu'une formulation fondée sur les chemins est bien adaptée pour ce dernier point mais pas pour le premier. Dans ce travail nous proposons une formulation fondée sur les arcs qui permet de prendre en compte la restriction sur le nombre de transbordements. L'idée est de doubler chaque sommet du graphe qui représente une plateforme. Un des sommets représente la partie amont de la plateforme (i.e. l'endroit où arrivent les produits apportés par les agriculteurs), et l'autre sommet représente la partie aval de la plateforme (i.e. l'endroit d'où partent les produits vers les clients). Pour chacun des produits, un arc de coût nul et de capacité infinie est ajouté afin de représenter le flux de produits entre les deux sommets, i.e. entre les deux parties de la plateforme. Ceci permet d'assurer qu'un flux de produits venant d'une autre plateforme atteint la partie aval de la plateforme alors qu'un flux de produits dirigé vers une autre

plateforme quitte la partie amont de la plateforme. Ainsi, il devient impossible pour une unité de produit de subir plus de deux transbordements. Un exemple est donné dans la Figure 1.1, pour une plateforme représentée par le sommet h_2 et remplacée par les sommets h'_2 et h''_2 . Par soucis de clarté, cet exemple ne concerne qu'un seul produit et les variables x représentent les flux associés à chaque arc. Dans le cas multi-produits, il suffit de placer autant d'arcs (en parallèle) qu'il y a de produits entre deux sommets. Cependant, les flux de produits sont liés par le coûts fixe de transport. La nouvelle variable x_{pc} représente la quantité qui vient depuis les producteurs et qui part directement vers les clients (sans transiter par une autre plateforme). Le coût qui lui est associé est nul. Concernant la formulation, une première approche est d'utiliser une formulation classique des problèmes de flots, et ainsi d'écrire deux contraintes de conservation des flux sur les deux sommets et d'utiliser la nouvelle variable x_{pc} . Par exemple, sur la Figure 1.1, en focalisant sur la plateforme h_2 ces deux contraintes sont :

$$x_{p_2} = x_{pc_2} + x_{h_2}, \quad (1.2)$$

$$x_{h_1} + x_{pc_2} = x_{c_2}. \quad (1.3)$$

Au lieu d'ajouter de nouvelles variables et les contraintes (1.2) et (1.3) (plus la positivité des variables x_{pc}), la contrainte d'équilibre des flux sur le sommet h_2 peut rester :

$$x_{h_1} + x_{p_2} = x_{h_2} + x_{c_2}. \quad (1.4)$$

et les deux contraintes suivantes peuvent être ajoutées :

$$x_{h_1} \leq x_{c_2}, \quad (1.5)$$

$$x_{h_2} \leq x_{p_2}. \quad (1.6)$$

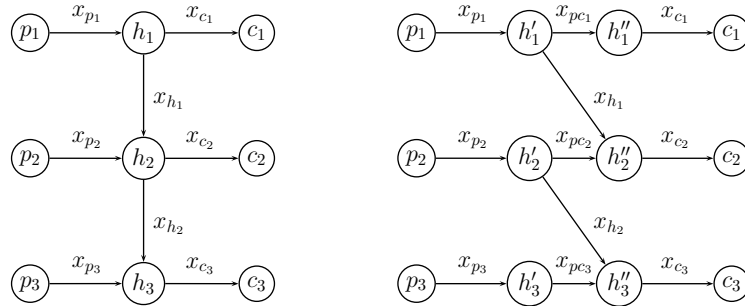


FIGURE 1.1 – Restriction sur le nombre de transbordements avec une formulation à base d'arcs.

1.3.2 Formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes

La formulation proposée vient de la formulation fondée sur les arcs du problème. Les variables de décision sont les suivantes :

- x_{fit}^p : quantité du produit p ($\in P$) qui transite à chaque sous-période de la période t ($\in T$), depuis l'agriculteur f ($\in F$) vers le client ou la plateforme i ($\in C \cup H$);
 x_{hit}^p : quantité du produit p qui transite à chaque sous-période de la période t , entre la plateforme h ($\in H$) et la plateforme ou le client i ;
 z_{ct}^p : ventes perdues par rapport à la demande du client c ($\in C$) pour le produit p à chaque sous-période de la période t ;
 y_{fit} : $\begin{cases} 1 & \text{si l'agriculteur } f \text{ livre la plateforme ou le client } i \text{ à la période } t, \\ 0 & \text{sinon;} \end{cases}$
 y_{hct} : $\begin{cases} 1 & \text{si la plateforme } h \text{ livre le client } c \text{ à la période } t, \\ 0 & \text{sinon;} \end{cases}$
 y_h : $\begin{cases} 1 & \text{si la plateforme } h \text{ est ouverte,} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$

Le Programme Linéaire à Variables Mixtes (MIP pour *Mixed Integer Program*) s'écrit comme suit avec les données de la Section 1.1.5.

$$\text{Min } \sum_{t \in T} N_t \cdot \left(\sum_{f \in F, i \in C \cup H} C_{fi} \cdot y_{fit} + \sum_{h \in H, c \in C} C_{hc} \cdot y_{hct} + \sum_{h \in H, i \in C \cup H, p \in P} c_{hi} \cdot x_{hit}^p + \sum_{c \in C, p \in P} l_{ct}^p \cdot z_{ct}^p \right) \quad (1.7)$$

s.c.

$$\sum_{h \in H} y_h \leq H^{max}; \quad (1.8)$$

$$\sum_{i \in C \cup H} x_{fit}^p \leq S_{ft}^p \quad \forall f \in F, p \in P, t \in T; \quad (1.9)$$

$$x_{fit}^p \leq S_{ft}^p \cdot y_{fit} \quad \forall f \in F, i \in C \cup H, p \in P, t \in T; \quad (1.10)$$

$$\sum_{j \in F \cup H} x_{jct}^p + z_{ct}^p = D_{ct}^p \quad \forall c \in C, p \in P, t \in T; \quad (1.11)$$

$$x_{hct}^p \leq D_{ct}^p \cdot y_{hct} \quad \forall h \in H, c \in C, p \in P, t \in T; \quad (1.12)$$

$$\sum_{j \in F \cup H} x_{jht}^p = \sum_{i \in C \cup H} x_{hit}^p \quad \forall h \in H, p \in P, t \in T; \quad (1.13)$$

$$x_{fht}^p \leq S_{ft}^p \cdot y_h \quad \forall f \in F, h \in H, p \in P, t \in T; \quad (1.14)$$

$$x_{hh't}^p \leq \min \left\{ \sum_{f \in F} S_{ft}^p; \sum_{c \in C} D_{ct}^p \right\} \cdot y_h \quad \forall h, h' \in H, p \in P, t \in T; \quad (1.15)$$

$$\sum_{h' \in H} x_{h'ht}^p \leq \sum_{c \in C} x_{hct}^p \quad \forall h \in H, p \in P, t \in T; \quad (1.16)$$

$$\sum_{h' \in H} x_{hh't}^p \leq \sum_{f \in F} x_{fht}^p \quad \forall h \in H, p \in P, t \in T; \quad (1.17)$$

$$y_h, y_{fit}, y_{hct} \in \{0; 1\} \quad \forall h \in H, i \in C \cup H, c \in C, t \in T; \quad (1.18)$$

$$x_{ijt}^p, z_{ct}^p \geq 0 \quad \forall i \in F \cup H, j \in H \cup C, c \in C, p \in P, t \in T. \quad (1.19)$$

L'objectif (1.7) est de minimiser les coûts fixes de transport pour les agriculteurs et les plateformes, les coûts linéaires de transport pour les plateformes et les coûts de ventes perdues. Pour chaque période t , les coûts sont multipliés par le nombre de sous-périodes N_t pour lesquelles le schéma de distribution est répété. La contrainte (1.8) correspond à la limitation du nombre de plateformes à ouvrir. Les contraintes (1.9) assurent le respect des capacités de production des agriculteurs. Les contraintes (1.11) et (1.13) sont les contraintes d'équilibre de flux pour respectivement les clients et les plateformes. Les contraintes (1.10) et (1.12) sont des contraintes liantes pour l'ouverture des services de transport. Les contraintes (1.14) et (1.15) sont des contraintes liantes pour l'ouverture des plateformes. Les contraintes (1.16) et (1.17) assurent qu'un produit est transbordé au maximum deux fois. D'une part (1.16) assurent que tous les produits provenant d'autres plateformes sont envoyés directement à un client, et d'autre part (1.17) assurent que tous les produits qui sont envoyés vers une autre plateforme proviennent directement d'un producteur.

Ce modèle peut être étendu en considérant des coûts fixes d'ouverture f_h pour les plateformes h . Pour cela, il suffit de rajouter le terme $\sum_{h \in H} f_h \cdot y_h$ à la fonction objectif (1.7), et de retirer ou non, selon les besoins de l'application, la contrainte (1.8).

1.4 Méthodes de résolution fondées sur la Programmation Linéaire

Après avoir proposé une formulation en MIP du problème CRS-CCP, nous proposons et comparons expérimentalement dans cette partie trois techniques de résolution, qui doivent nous permettre de résoudre le problème pour des instances de grande taille. Il s'agit de techniques classiques pour la résolution de problèmes de conception de réseau avec coûts fixes. Le problème CRS-CCP est NP-difficile car il généralise le problème de flot à coûts fixe dans les réseaux (Guisewite et Pardalos, 1990). Ainsi, nous étudions des techniques exactes et heuristiques. La première technique est une technique exacte de Branch & Cut (B&C) pour laquelle nous ne développons pas d'algorithme spécifique, mais nous utilisons le logiciel commercial CPLEX. Les deux autres sont des techniques fondées sur des décompositions du modèle. Il s'agit de la Décomposition de Benders (DB) qui est une méthode avec garantie de performance, et de la Procédure de Pentes Dynamiques (PPD)

qui est une méthode heuristique sans garantie de performance. Nous proposons à la fin de cette partie des résultats expérimentaux.

1.4.1 Solveur Branch & Cut

Puisque le problème étudié peut se formuler comme un MIP, il apparaît naturel de le résoudre avec un solveur utilisant la technique de Branch & Cut (B&C). Le solveur commercial CPLEX 12.2 est utilisé, et permet de servir de référence pour les deux autres méthodes que nous avons développées. La technique de B&C consiste à générer des coupes durant la procédure de Branch & Bound afin de renforcer le modèle et de diminuer le temps de résolution. Cette technique permet de calculer une borne inférieure (z_{BI}) et une borne supérieure (z_{BS}) de la valeur optimale du problème z^* . Il est ainsi possible d'atteindre une solution optimale, ou de trouver une solution avec une garantie sur l'écart avec la valeur optimale. Cet écart est donné par $\frac{z_{BS}-z_{BI}}{z_{BI}}$.

1.4.2 Décomposition de Benders

La Décomposition de Benders (DB) est une technique mathématique pour résoudre des problèmes difficiles (non polynomiaux), et plus particulièrement des problèmes formulés en MIP. Cette méthode a été proposée par Benders (1962). Le problème initial est formulé de la manière suivante :

$$\text{Min} \quad c^T \cdot x + f(y); \quad (1.20)$$

$$\text{s.c.} \quad A \cdot x + g(y) \geq b; \quad (1.21)$$

$$D \cdot y \geq e; \quad (1.22)$$

$$y \in \mathbb{N}; \quad (1.23)$$

$$x \geq 0. \quad (1.24)$$

La Décomposition de Benders consiste à décomposer le problème en un problème maître et un sous-problème (aussi appelé problème esclave). Le problème maître capture les variables entières (ou binaires), aussi appelées variables de conception pour le problème de conception de réseau, plus une variable réelle z qui capture une évaluation du coût du sous-problème. Le sous-problème est formulé comme un Programme Linéaire (PL), i.e. avec des variables réelles uniquement, en considérant la solution du problème maître \bar{y} comme une donnée. Le sous-problème est donc formulé de la manière suivante :

$$\text{Min} \quad c^T \cdot x + f(\bar{y}); \quad (1.25)$$

$$\text{s.c.} \quad A \cdot x \geq b - g(\bar{y}); \quad (1.26)$$

$$x \geq 0. \quad (1.27)$$

Le sous-problème est plus facile à résoudre que le problème de départ. En effet, il s'agit ici d'un Programme Linéaire. Il convient de noter qu'en fonction des valeurs des variables de conception (\bar{y}), le sous-problème peut être non réalisable. Mais cette situation ne peut pas se produire dans le cas du problème CRS-CCP puisque nous considérons la possibilité de réaliser des ventes perdues dans le modèle. Pour la Décomposition de Benders, la formulation du dual du sous-problème est utilisée car elle permet de résoudre le problème avec des contraintes indépendantes des variables de conception. La formulation est la suivante :

$$\text{Max} \quad \beta = u \cdot (b - g(\bar{y})) + f(\bar{y}); \quad (1.28)$$

$$\text{s.c.} \quad u \cdot A \geq c; \quad (1.29)$$

$$u \geq 0. \quad (1.30)$$

L'objectif du dual du sous-problème (β^*) est une borne inférieure du problème avec les variables \bar{y} fixées. La solution du dual (u^*) est finie, donc il est possible d'ajouter cette borne dans le problème maître de telle sorte qu'elle soit valide pour n'importe quelle valeur des variables de conception (y), et pas uniquement pour la valeur \bar{y} . En effet, les contraintes du dual du sous-problème sont indépendantes de y donc la solution u^* reste une solution réalisable pour n'importe quelle valeur de y (mais pas nécessairement optimale).

Ainsi, une coupe de Benders est ajoutée dans le problème maître, dont la formulation devient alors :

$$\text{Min} \quad z; \quad (1.31)$$

$$\text{s.c.} \quad z \geq u^* \cdot (b - g(y)) + f(y); \quad (1.32)$$

$$z \geq 0; (1.22) - (1.23). \quad (1.33)$$

La solution de ce problème maître donne une borne inférieure pour le problème initial. La nouvelle solution pour les variables de conception (y) permet de résoudre de nouveau le sous-problème et d'itérer la méthode. Chaque sous-problème génère une coupe dans le problème maître qui est le suivant après k itérations :

$$\text{Min} \quad z; \quad (1.34)$$

$$\text{s.c.} \quad z \geq u^i \cdot (b - g(y)) + f(y) \quad \forall i = 1..k; (1.33). \quad (1.35)$$

Dans la méthode de Décomposition de Benders, des coupes sont ajoutées de manière itérative dans le problème maître jusqu'à ce que la différence entre la borne inférieure donnée par le problème maître et la borne supérieure donnée par le sous-problème passe en dessous d'un certain ε fixé. La Figure 1.2 présente un schéma descriptif de l'algorithme

de Décomposition de Benders. La Décomposition de Benders est considérée parmi les approches qui ont fourni les solutions les plus performantes pour les problèmes de conception de réseau à coûts fixes (Costa, 2005).

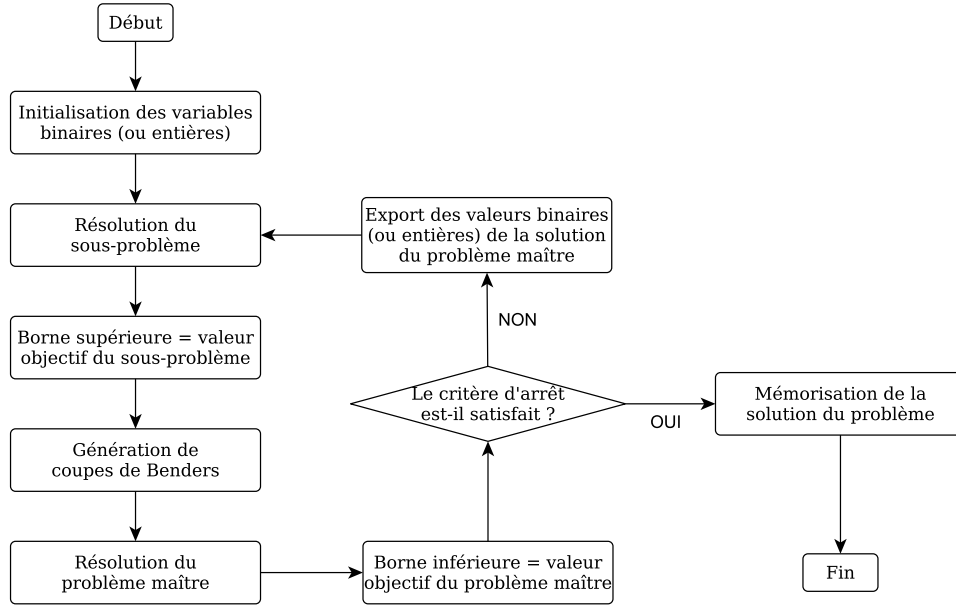


FIGURE 1.2 – Principe de l’algorithme de Décomposition de Benders.

Cette approche a été appliquée au problème de CRS-CCP. Un des avantages est que le sous-problème peut lui même se décomposer en plusieurs sous-problèmes de plus petite taille. En effet, lorsque les variables de conception (y_h , y_{fct} , y_{fht} , y_{hct}) sont fixées, le problème de flot peut se résoudre de manière séparée pour chacune des périodes et chacun des produits. De plus des inégalités valides ont été intégrées dans le problème maître afin d’accélérer le temps de résolution et d’éviter que le problème maître fournisse de trop mauvaises solutions.

$$\sum_{f \in F} y_{fht} \leq |F| \cdot y_h \quad \forall h \in H, t \in T \quad (1.36)$$

$$\sum_{c \in C} y_{fct} \leq |C| \cdot y_h \quad \forall h \in H, t \in T \quad (1.37)$$

Les contraintes (1.36) et (1.37) assurent qu’un service entre la plateforme et un agriculteur ou un client soit ouvert seulement si la plateforme est ouverte. De plus, si trop peu de services sont ouverts dans le problème maître, seulement une faible partie de la demande peut être satisfaite lors de la résolution du sous-problème. Ceci engendre alors de forts coûts de ventes perdues. Ces contraintes dans le problème maître permettent de ne pas passer de temps sur des solutions de trop mauvaise qualité. De plus, l’avantage de la Décomposition de Benders est (1) que le problème de localisation des plateformes peut être géré directement dans le problème maître et (2) que le problème maître donne une

borne inférieure du problème ce qui permet de générer des solutions (bornes supérieures) avec une garantie sur l'écart par rapport à la borne inférieure.

Cette méthode a aussi l'avantage d'être générale. Ainsi, les coûts fixes d'ouvertures des plateformes f_h peuvent facilement être pris en compte. Pour cela, il suffit de modifier le problème maître en ajoutant le terme $\sum_{h \in H} f_h \cdot y_h$ dans la fonction objectif et de retirer ou non, selon les besoins de l'application, la contrainte (1.8).

1.4.3 Procédure de Pentes Dynamiques

La Procédure de Pentes Dynamiques (PPD) est une technique proposée pour la première fois par Kim et Pardalos (1999) afin de résoudre le problème de flot à coûts fixes dans les réseaux. Les avantages de la PPD sont de décroître le temps de résolution et l'espace mémoire requis pour des instances de grande taille de ce problème. L'idée de base est de résoudre, de manière itérative, des Programmes Linéaires (PL). A chaque itération la fonction objectif est mise à jour tandis que les contraintes restent inchangées. Le problème de flot à coûts fixes dans les réseaux étudié par Kim et Pardalos (1999) est formulé comme suit :

$$\text{Min} \quad f(x) = \sum_{j=1}^n f_j(x_j); \quad (1.38)$$

$$s.c. \quad A \cdot x = b; \quad (1.39)$$

$$0 \leq x \leq u; \quad (1.40)$$

$$\text{avec } f_j(x_j) = \begin{cases} 0 & \text{si } x_j = 0; \\ s_j + c_j \cdot x_j; s_j \geq 0 & \text{si } x_j > 0. \end{cases} \quad (1.41)$$

s_j est le coût fixe associé à l'ouverture de l'arc j et c_j est le coût unitaire associé au niveau d'activité de l'arc j .

L'idée est de trouver un facteur linéaire qui intègre les coûts fixes et linéaires. La fonction objectif, pour chaque vecteur \hat{x} est réécrite comme :

$$\bar{f}(\hat{x}) = \sum_{j=1}^n \bar{f}_j(\hat{x}_j) = \sum_{j=1}^n \bar{c}_j(\hat{x}_j) \cdot \hat{x}_j; \quad (1.42)$$

$$\text{avec } \bar{c}_j(\hat{x}_j) = \begin{cases} c_j + \frac{s_j}{\hat{x}_j} & \text{si } \hat{x}_j > 0; \\ M & \text{si } \hat{x}_j = 0; \end{cases} \quad (1.43)$$

où M est un nombre réel positif.

Cette reformulation considère que $\bar{c}_j(\hat{x}_j)$ est la pente entre le point d'origine $(0; 0)$ et le point $(\hat{x}_j; \bar{f}_j(\hat{x}_j))$ comme montré dans la Figure 1.3. Le but de cette reformulation est de trouver une formulation en PL avec la même solution optimale que le problème de départ.

Ainsi, les coûts sont mis à jour à chaque itération. Lorsque la solution \bar{x}^k de l'itération k est obtenue, les coûts pour l'itération $k + 1$ sont définis de la manière suivante :

$$\bar{c}_j(\bar{x}_j)^{k+1} = \begin{cases} c_j + \frac{s_j}{\bar{x}_j^k} & \text{si } \bar{x}_j^k > 0; \\ \bar{c}_j^k & \text{si } \bar{x}_j^k = 0. \end{cases} \quad (1.44)$$

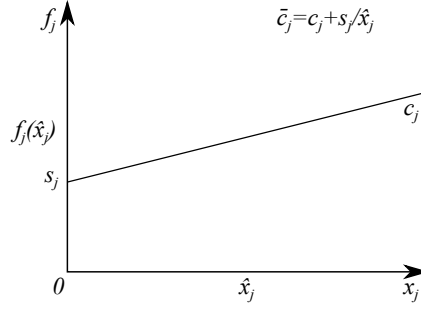


FIGURE 1.3 – Pente pour le point $(\hat{x}_j; \bar{f}_j(\hat{x}_j))$ (Kim et Pardalos, 1999).

La procédure se termine lorsque les solutions de deux itérations consécutives du PL sont les mêmes ($\bar{x}_j^{k-1} = \bar{x}_j^k \forall j$). Il est aussi possible de définir un nombre maximal d'itérations et ensuite d'utiliser une procédure heuristique afin de recalculer le coût réel de la solution pour le problème original. Cependant, il convient de noter que la PPD ne garantit pas que la solution trouvée soit optimale. Mais les résultats obtenus par Kim et Pardalos (1999) indiquent que cette méthode peut donner de bons résultats en pratique.

Il est nécessaire d'adapter la PPD au problème de CRS-CCP pour deux raisons : (1) les décisions concernant la localisation des plateformes ne peuvent pas être considérées dans la procédure car elles sont liées aux sommets du graphe et non aux arcs, et (2) le flux est multi-produit. Nous considérons que, sous l'hypothèse que le nombre de localisations potentielles pour les plateformes ne soit pas trop grand, il est possible de tester toutes les combinaisons. Le nombre de combinaisons à tester est alors $\binom{|H|}{H^{max}}$. Dans le cas où ce nombre est trop important, nous envisagerions la possibilité de développer une procédure heuristique afin de prédéfinir un sous-ensemble de plateformes pour lesquelles il serait intéressant de tester l'ouverture. Il serait possible de se baser par exemple sur une formulation de type p-median pour générer plusieurs solutions de localisation. Ensuite, la PPD peut être appliquée sur les combinaisons de plateformes sélectionnées.

Puisque le problème CRS-CCP est multi-produit, les valeurs initiales des pentes sont définies comme suit :

$$\bar{c}_{fipt}(\bar{x}_{fit}^p)^0 = \begin{cases} \frac{C_{fi}}{\sum_{p' \in P} S_{ft}^{p'}} & \text{si } S_{ft}^p > 0; \\ 0 & \text{si } S_{ft}^p = 0; \end{cases} \quad \forall f \in F, i \in C \cup H, p \in P, t \in T. \quad (1.45)$$

$$\bar{c}_{hipt}(\bar{x}_{hit}^p)^0 = c_{hi} \quad \forall h \in H, i \in C \cup H, p \in P, t \in T. \quad (1.46)$$

Le schéma de mise à jour des coûts est :

$$\bar{c}_{fipt}(\bar{x}_{fit}^p)^{k+1} = \begin{cases} \frac{C_{fi}^p}{\sum_{p' \in P} (\bar{x}_{fit}^{p'})^k} & \text{si } (\bar{x}_{fit}^p)^k > 0; \\ \bar{c}_{fipt}^k & \text{si } (\bar{x}_{fit}^p)^k = 0; \end{cases} \quad (1.47)$$

$$\forall f \in F, i \in C \cup H, p \in P, t \in T.$$

$$\bar{c}_{hcpt}(\bar{x}_{hct}^p)^{k+1} = \begin{cases} c_{hc} + \frac{C_{hc}^p}{\sum_{p' \in P} (\bar{x}_{hct}^{p'})^k} & \text{si } (\bar{x}_{hct}^p)^k > 0; \\ \bar{c}_{hcpt}^k & \text{si } (\bar{x}_{hct}^p)^k = 0; \end{cases} \quad (1.48)$$

$$\forall h \in H, c \in C, p \in P, t \in T.$$

$$\bar{c}_{hh'pt}(\bar{x}_{hh't}^p)^{k+1} = c_{hh'} \quad \forall h, h' \in H, p \in P, t \in T. \quad (1.49)$$

De plus, la formulation en Programme Linéaire peut se décomposer par période et par produit afin de résoudre plusieurs problèmes de plus petite taille. Ceci permet de résoudre le problème sur des instances de grande taille sans consommer trop d'espace mémoire. Il est aussi possible d'utiliser du parallélisme afin de réduire les temps de calcul.

La méthode proposée est spécifique à la formulation du problème exposée précédemment. Ainsi, des coûts fixes d'ouverture de plateformes f_h ne peuvent pas être considérés de manière directe. En effet, cela nécessiterait de tester toutes les valeurs de $H^{max} \in \{0; \dots; |H|\}$, et pour chaque valeur de tester les différentes combinaisons de plateformes ouvertes. Ainsi, $\sum_{k=0}^{|H|} \binom{|H|}{k} = 2^{|H|}$ possibilités seraient à évaluer. Pour chacune d'elle, il suffirait ensuite d'ajouter le coût d'ouverture des plateformes au coût du flot calculé avec la PPD. Bien que la PPD soit une méthode heuristique, il ne semble pas raisonnable d'évaluer les $2^{|H|}$ combinaisons. L'idée proposée précédemment de résoudre un problème de p-median (qui intégrerait cette fois les coûts f_h) pour générer un ensemble réduit de solutions potentielles pourrait être plus intéressante dans ce cas.

1.4.4 Résultats expérimentaux

Des tests ont été menés afin de comparer les méthodes présentées précédemment dans cette section. Deux ensembles d'instances sont considérés¹. Le premier ensemble (Ens. 1) permet d'évaluer les méthodes sur différentes tailles d'instances avec différentes répartitions géographiques des acteurs. Le second ensemble (Ens. 2) contient des instances avec plus de plateformes. Ceci permet de tester l'impact des contraintes sur le nombre maximum de transbordements.

1. Les instances sont disponibles à l'adresse <http://www.g-scop.grenoble-inp.fr/recherche/ressources-537717.kjsp>

Description de l'ensemble d'instances Ens. 1.

Pour Ens. 1, trois tailles d'instance sont considérées, et décrites dans la Table 1.2. Il est supposé que l'ensemble des produits est partitionné en deux catégories (de même taille) : les fruits et les légumes. Une moitié des agriculteurs produit seulement des fruits alors que l'autre moitié produit seulement des légumes. Puisque l'étude concerne des circuits courts de proximité, les clients et les plateformes sont localisés aléatoirement sur une zone restreinte de 50 km par 100 km. La répartition géographique des agriculteurs peut être générée de manière aléatoire (A) ou groupée (G) sur des sous-zones avec une forte densité. De plus, la répartition géographique des producteurs de fruits et de légumes peut être mixée (M) ou partitionnée (P), i.e. que des zones soient dédiées à la production soit de fruits soit de légumes. Ainsi, 12 instances sont considérées, et nommées avec trois lettres qui représentent respectivement la taille, la répartition spatiale des producteurs et la répartition entre producteurs de fruits et de légumes dans l'instance. Pour chacune des instances, il est supposé que les périodes représentent des mois et qu'il y a 4 livraisons par mois ($N_t = 4$). Le nombre maximal de plateformes ouvertes est $H^{max} = 2$. Pour chaque instance, en supposant que $U(a; b)$ est la loi uniforme entre a et b , l'offre des agriculteurs (pour chaque fruit ou légume) est $S_{ft}^p = U(200; 300) \cdot s_t^p$ avec s_t^p qui représente la saisonnalité du produit p à la période t et qui vaut 0 ou 1². La demande des clients est $D_{ct}^p = U(100; 150) \cdot s_t^p$. Puisque chaque produit p est cultivé par seulement la moitié des agriculteurs, l'offre et la demande sont équilibrées en moyenne. Soit d_{fi} la distance entre l'agriculteur f et le client ou la plateforme i . Les coûts fixes pour les agriculteurs sont $C_{fi} = 0,8 \cdot 2 \cdot d_{fi}$. Pour les plateformes, $C_{hc} = 4$ et $c_{hi} = 0,18$ et $l_{ct}^p = 10 \cdot D_{ct}^p$. Cette structure de coûts (en Euro) est similaire à celles observées dans des études de terrain conduites par des associations françaises qui réalisent des approvisionnements en circuits courts (Flaig, 2012). Au vu des pénalités de ventes perdues l_{ct}^p , ces instances supposent qu'il est très important de satisfaire la demande des clients. De plus, les demandes les plus importantes sont à satisfaire en priorité. Par ailleurs, un rayon d'action de 20 km est mis en place pour les livraisons directes des agriculteurs vers les clients. Les variables y_{fct} et x_{fct}^p sont définies dans le modèle si et seulement si $d_{fc} \leq 20$.

Type d'instance	F	C	H	P	T
Petite (P)	20	20	5	4	12
Moyenne (M)	50	50	5	10	12
Grande (G)	50	100	5	16	12

TABLE 1.2 – Description des tailles d'instances pour Ens 1.

2. Il est aussi possible de considérer que la saisonnalité d'une période est entre 0 et 1 afin de prendre en compte les périodes de début et de fin de saison de production. Ceci ne change en rien le modèle ou la résolution.

Temps de calcul.

La Décomposition de Benders et la PPD ont été implémentées avec le langage Java, en faisant appel à la librairie Java de CPLEX 12.2 pour la résolution des PL et MIP. Le problème original a été modélisé avec OPL Studio et résolu par Branch & Cut avec CPLEX 12.2. Le processeur est un Intel Xeon 2,5 GHz avec 10 Go de mémoire RAM. Le critère d'arrêt pour le B&C est un écart ($\frac{z_{BS}-z_{BI}}{z_{BI}}$) inférieur à $k\%$. Deux valeurs ont été testées pour l'écart : 2% et 5%. Le critère d'arrêt pour la Décomposition de Benders est un écart inférieur à 5% ou un temps de calcul supérieur à 3 heures. D'autres tests, non présentés ici, ont montré qu'au bout de plusieurs heures de calcul, la résolution avec la Décomposition de Benders n'est pas terminée lorsque le critère d'arrêt est un écart de 2%. Pour la PPD, il n'est pas possible de calculer un écart, chaque appel à la procédure se termine lorsque la solution est identique lors de deux itérations consécutives. Les temps de calcul processeur sont présentés dans la Table 1.3.

Instance	B&C (CPLEX 2%)	B&C (CPLEX 5%)	Décomposition de Benders (5%)	PPD
<i>P</i> -GP	29,63	30,10	10 544,27	81,55
<i>P</i> -GM	53,44	50,08	5,42	66,54
<i>P</i> -AP	31,28	34,78	3,55	71,77
<i>P</i> -AM	35,59	34,23	4,18	79,92
<i>M</i> -GP	1 691,00	1 757,76	11 108,06	2 406,87
<i>M</i> -GM	3 084,00	3 225,31	33,61	1 972,07
<i>M</i> -AP	2 033,59	1 986,58	10 806,20	2 218,38
<i>M</i> -AM	904,07	919,77	162,17	2 549,91
<i>G</i> -GP	3 260,97	3 312,11	185,17	7 241,53
<i>G</i> -GM	6 241,31	5 801,11	293,97	6 060,13
<i>G</i> -AP	5 065,45	5 025,09	107,51	7 960,56
<i>G</i> -AM	5 591,98	5 383,32	76,58	6 518,57

TABLE 1.3 – Temps processeur (en secondes) pour Ens. 1.

Les résultats montrent la très bonne performance de la Décomposition de Benders concernant le temps de résolution, excepté pour 3 instances (*P*-GP, *M*-GP, *M*-AP) pour lesquelles l'écart à 5% n'a pas été atteint au bout de 3 heures de calcul. Le temps de calcul pour la PPD est souvent plus grand que le temps de calcul pour le B&C avec CPLEX. Il convient de noter que pour les instances avec des agriculteurs répartis de manière groupée et mixée (*M*-GM et *G*-GM), le temps de calcul est plus faible avec la PPD qu'avec le B&C et un écart de 2%. Les performances de la PPD pourraient cependant être améliorées si toutes les combinaisons de plateformes ouvertes n'étaient pas testées lors de la résolution.

En effet, pour chaque instance, la PPD est effectuée $\binom{|H|}{H^{max}} = \binom{5}{2} = 10$ fois. Un prétraitement à base de résolution d'un p-median permettrait d'évaluer uniquement les sous-ensembles de plateformes les plus intéressants, ce qui réduirait le temps de calcul. Bien que le p-median soit un problème NP-difficile, les instances considérées seraient plus simples car les produits et les périodes seraient omis. La méthode de B&C a été testée avec deux valeurs pour les écarts, mais les différences sur les temps de résolution sont très faibles. La majeure partie du temps est passée sur des solutions avec un écart très important, mais à la fin de la résolution, la méthode de B&C termine avec des solutions dont l'écart est inférieur à 2% même si le critère d'arrêt est fixé à 5%.

Qualité des solutions.

Des résultats de performance sont présentés dans la Table 1.4 pour l'écart avec la borne inférieure donnée par le B&C avec CPLEX. Le B&C avec les deux valeurs d'écart donnent les mêmes résultats pour les bornes inférieures et les bornes supérieures. Ainsi, uniquement le B&C avec un écart de 2% est considéré à partir de ce point. Pour chacune des méthodes $m \in \{B\&C; Benders; PPD\}$, l'écart est $\frac{z_{BS}^m - z_{BI}^{B\&C}}{z_{BI}^{B\&C}}$, avec z_{BS}^m la valeur de la fonction objectif avec la méthode m . Pour le B&C avec CPLEX, l'écart est en dessous de 2% puisqu'il s'agit du critère d'arrêt.

Instance	B&C (CPLEX 2%)	Décomposition de Benders (5%)	PPD
<i>P-GP</i>	1,26	3,96	0,81
<i>P-GM</i>	0,90	2,45	0,49
<i>P-AP</i>	0,86	1,68	0,53
<i>P-AM</i>	1,08	2,67	0,56
<i>M-GP</i>	1,03	3,62	0,66
<i>M-GM</i>	1,13	2,85	0,53
<i>M-AP</i>	1,04	3,13	0,55
<i>M-AM</i>	1,41	4,10	0,62
<i>G-GP</i>	0,01	0,06	0,01
<i>G-GM</i>	0,02	2,30	0,01
<i>G-AP</i>	0,01	0,03	0,01
<i>G-AM</i>	0,02	0,97	0,01

TABLE 1.4 – Écart avec la borne inférieure donnée par le B&C (en %) pour Ens. 1.

Ces résultats montrent la très bonne qualité des résultats donnés par la méthode PPD. En effet, l'écart est toujours inférieur à 1% et meilleur que l'écart du B&C. Donc la PPD requiert plus de temps de calcul que le B&C mais elle donne de meilleures solutions.

De plus, la Décomposition de Benders donne d'assez bons résultats, notamment pour les instances de grande taille. Des résultats plus détaillés, avec les bornes inférieures de la Décomposition de Benders, sont présentés en Annexe dans la Table A.1. La Décomposition de Benders fournit des bornes inférieures de bonne qualité puisqu'elles sont proches de celles fournies par le B&C. L'écart moyen entre les bornes inférieures $\frac{z_{BI}^{Benders} - z_{BI}^{B\&C}}{z_{BI}^{B\&C}}$ est -1.06% , ce qui signifie que les bornes inférieures avec la Décomposition de Benders sont légèrement moins bonnes. Pour les trois instances dont le temps de calcul a atteint les 3 heures avec la Décomposition de Benders (P -GP, M -GP et M -AP), à la fois les bornes inférieures et les bornes supérieures sont éloignées de celles données par B&C.

Influence des plateformes.

Un second ensemble d'instances, nommé Ens. 2 est généré à partir de l'instance M -GP. Cette instance est choisie car ses caractéristiques sont similaires aux observations d'associations locales en France. Cet ensemble d'instances permet de tester l'influence du nombre de plateformes et du nombre maximal de plateformes ouvertes sur les méthodes de résolution. Ainsi, 6 configurations sont proposées dans la Table 1.5. En partant de la configuration avec le plus petit nombre de plateformes, les autres sont générées en rajoutant uniquement les nouvelles localisations de plateforme nécessaires. Les localisations et les autres données relatives aux agriculteurs et aux clients sont les mêmes dans toutes les instances. Cet ensemble d'instances doit permettre de comparer les méthodes de résolution dans le cas où les contraintes sur le nombre maximal de transbordements ((1.16) et (1.17)) impactent la solution. Cependant, au vu de la structure de coûts, le transbordement vers une autre plateforme est coûteux car le coût variable c_{hi} doit être payé en plus. Ainsi, nous proposons dans cet ensemble d'instances de limiter le rayon d'action des plateformes afin de favoriser l'usage du transbordement entre plateformes. Pour chaque configuration, trois instances sont proposées avec un rayon d'action pour les plateformes $d^{max} \in \{25; 35; \infty\}$. Ens. 2 contient donc 18 instances paramétrées par H^{max} , $|H|$ et d^{max} , et nommées $M\text{-CP}_{H^{max}}^{|H|} - d^{max}$.

Nom de l'instance	$M\text{-GP}_2^5$	$M\text{-GP}_3^5$	$M\text{-GP}_3^7$	$M\text{-GP}_5^7$	$M\text{-GP}_3^{10}$	$M\text{-GP}_5^{10}$
$ H $	5	5	7	7	10	10
H^{max}	2	3	3	5	3	5

TABLE 1.5 – Paramètres relatifs aux plateformes pour Ens. 2.

Les caractéristiques du processeur, de la mémoire, et des critères d'arrêts sont les mêmes que pour Ens. 1, avec seulement un écart de 2% comme critère d'arrêt pour la méthode de B&C. Les temps de calcul processeur sont présentés dans la Table 1.6.

Les résultats montrent qu'avec le B&C le temps processeur diminue lorsque le champ d'action des plateformes est réduit, sauf pour les instances avec un nombre maximal de

Instance	B&C (CPLEX 2%)	Décomposition de Benders (5%)	PPD
$M-GP_2^5-\infty$	2 317,50	11 103,99	1 877,64
$M-GP_2^5-35$	449,69	10 812,16	2 379,74
$M-GP_2^5-25$	147,16	10 848,92	2 648,68
$M-GP_3^5-\infty$	790,74	10 829,28	2 211,89
$M-GP_3^5-35$	554,41	10 949,07	1 692,73
$M-GP_3^5-25$	302,94	10 815,23	2 769,15
$M-GP_3^7-\infty$	2 092,43	10 908,02	8 742,84
$M-GP_3^7-35$	1 077,80	10 900,69	9 619,28
$M-GP_3^7-25$	362,69	11 083,41	10 340,01
$M-GP_5^7-\infty$	515,01	11 063,83	11 804,77
$M-GP_5^7-35$	1 114,08	11 559,28	6 605,28
$M-GP_5^7-25$	2 602,05	10 861,30	6 726,62
$M-GP_3^{10}-\infty$	4 135,85	10 875,44	33 820,94
$M-GP_3^{10}-35$	2 971,53	11 635,56	37 133,93
$M-GP_3^{10}-25$	1 819,71	11 618,24	41 353,47
$M-GP_5^{10}-\infty$	1 315,07	10 852,35	89 766,92
$M-GP_5^{10}-35$	2 855,53	10 952,36	112 424,00
$M-GP_5^{10}-25$	2 050,98	11 207,96	105 775,99

TABLE 1.6 – Temps processeur (en secondes) pour Ens. 2.

plateformes à ouvrir $H^{max} = 5$. La Décomposition de Benders n'est pas compétitive pour ces instances puisque le critère d'arrêt de 3 heures de temps de calcul est toujours atteint avant que l'écart ne passe en dessous des 5%. Mais dans les résultats pour Ens. 1, l'instance $M-GP$ était une de celles pour lesquelles la Décomposition de Benders n'était pas performante. Le temps de calcul pour la PPD est généralement moins performant qu'avec le B&C pour deux raisons. Premièrement, le rayon d'action des plateformes ne réduit pas substantiellement le temps de calcul puisque le nombre de combinaisons de plateformes ouvertes à évaluer reste inchangé. Deuxièmement, le fait d'augmenter le nombre de plateformes potentielles ou le nombre maximal de plateformes augmente le temps de calcul puisque le nombre de combinaisons de plateformes ouvertes à évaluer devient alors plus important. Ainsi, l'exécution de la PPD sur un ensemble restreint de plateformes à ouvrir reste une bonne perspective qui permettrait de décroître le temps d'exécution de cette méthode.

Les résultats à propos de l'écart avec la borne inférieure du B&C sont présentés dans la Table 1.7, et des résultats plus détaillés avec les bornes inférieures de la Décomposition

de Benders sont présentés en Annexe dans la Table A.2. Ces résultats montrent à nouveau la très bonne qualité des solutions fournies par la PPD. Les solutions de la PPD sont meilleures que celles fournies par B&C avec CPLEX pour 17 instances sur 18. Ainsi le temps de calcul important requis par la PPD est compensé par la très bonne qualité des solutions fournies par cette méthode. Concernant la Décomposition de Benders, lorsque le rayon d'action des plateformes est infini, les solutions sont d'assez bonne qualité (mais pas autant qu'avec le B&C). Pour les instances avec des rayons d'action finis et donc une utilisation des transbordements entre plateformes, les bornes inférieures et supérieures sont de mauvaise qualité. La Décomposition de Benders n'est pas très efficace pour ces instances et pourrait être améliorée en ajoutant des coupes dans le problème maître de manière à capturer le flot entre les plateformes dans le sous-problème.

Instance	B&C (CPLEX 2%)	Décomposition de Benders (5%)	PPD
$M-GP_2^5-\infty$	1,20	3,23	0,60
$M-GP_2^5-35$	0,31	63,59	0,16
$M-GP_2^5-25$	0,07	52,09	0,04
$M-GP_3^5-\infty$	1,44	3,46	0,62
$M-GP_3^5-35$	0,44	90,68	0,23
$M-GP_3^5-25$	0,16	66,59	0,08
$M-GP_3^7-\infty$	1,30	3,48	0,62
$M-GP_3^7-35$	0,48	86,42	0,23
$M-GP_3^7-25$	0,15	72,71	0,09
$M-GP_5^7-\infty$	1,01	3,59	0,66
$M-GP_5^7-35$	0,45	88,17	0,29
$M-GP_5^7-25$	0,09	66,88	0,13
$M-GP_3^{10}-\infty$	1,29	3,48	0,62
$M-GP_3^{10}-35$	0,44	80,83	0,23
$M-GP_3^{10}-25$	0,19	83,28	0,10
$M-GP_5^{10}-\infty$	0,92	3,60	0,67
$M-GP_5^{10}-35$	0,43	84,08	0,27
$M-GP_5^{10}-25$	0,46	84,76	0,22

TABLE 1.7 – Écart avec la borne inférieure donnée par le B&C (en %) pour Ens. 2.

Synthèse

Ainsi, ces résultats expérimentaux présentent les avantages et inconvénients de la Décomposition de Benders et de la PPD pour la résolution du problème de CRS-

CCP. Le temps de résolution peut être très court avec la Décomposition de Benders, et les solutions sont de très bonne qualité avec la PPD. Par ailleurs, les deux méthodes ont l'avantage d'utiliser une décomposition de la formulation initiale (par période et par produit), ce qui requiert moins d'espace mémoire lors de la résolution, notamment pour la PPD qui résout uniquement des Programmes Linéaires. Une synthèse qualitative des performances des différentes méthodes est présentée dans la Table 1.8.

	B&C (CPLEX)	Décomposition de Benders	PPD
Temps de résolution	+	– – à + +	–
Qualité de la solution	+	–	+ +
Utilisation mémoire	– –	+	+

TABLE 1.8 – Synthèse qualitative sur la performance des méthodes de résolution.

1.5 Étude de cas : approvisionnement en fruits et légumes sur le département de l'Isère

1.5.1 Situation actuelle et enjeux

L'étude de ce problème de conception de réseau en circuits courts provient d'une étude de cas proposée par le Conseil Général et la Chambre d'Agriculture de l'Isère. Un groupe de travail est animé par le Conseil Général, avec pour objet la mise en place de circuits courts de distribution pour les produits agricoles frais au niveau du département de l'Isère. Actuellement ce type de commercialisation existe déjà sur le département, de manière directe (marchés, vente à la ferme, AMAP, ...), ou de manière indirecte par l'intermédiaire de deux associations. Cependant les volumes sont très faibles par rapport au potentiel estimé, et les associations qui interviennent dans la vente indirecte ne sont pas économiquement rentables pour le moment.

Pour le Conseil Général et la Chambre d'Agriculture de l'Isère, il s'agit, au travers de cette étude préliminaire, d'avoir une aide à la décision par rapport à la mise en place de circuits courts de distribution à grande échelle sur le département. Cette étude à un niveau stratégique doit permettre, à partir de différents scénarios, de donner une aide à la décision sur (1) la rentabilité des circuits courts de distribution, et (2) les choix en termes d'investissements pour des plateformes de distribution.

1.5.2 Deux exemples d'approvisionnement en circuits courts en Isère

Actuellement, deux associations œuvrent sur le département de l'Isère pour la livraison de produits agricoles frais en circuits courts et de proximité. Il s'agit de ReColTer et de Manger Bio d'Ici Alpes Bugey. Leur caractéristique commune est d'avoir pour clients

principaux des Restaurations Collectives de Collèges et de Lycées (RCCL) du département, avec des volumes de distribution assez faibles. En effet, de nombreux contrats (80% pour ReColTer et 60% pour Manger Bio d'Ici) sont passés de gré à gré, i.e. en dehors des appels d'offres publics et donc sur de faibles quantités. Bien que possédant le même type de clients, ces deux associations diffèrent quant à leur modèle d'activité, leur modèle de gouvernance, leurs fournisseurs, et leur gestion des flux. Une comparaison de ces deux associations a été proposée par Flaig (2012), notamment en ce qui concerne les modèles d'activités et les modèles de gouvernance. L'idée principale est que le modèle d'activité de ReColTer est plus orienté vers un service pour les agriculteurs alors que celui de Manger Bio d'Ici est plus orienté vers un service pour les restaurations collectives.

Du fait de leur différence de stratégie, ces deux associations iséroises ont adopté une gestion des flux différente. D'une part, ReColTer gère la collecte et la livraison des produits, avec une aide de la part de certains agriculteurs pour du stockage de courte durée. L'association a investi dans l'achat d'un camion réfrigéré, et un employé fait une tournée de collecte l'après-midi. Le camion fait office de plateforme pour la nuit, et le branchement électrique est assuré chez un des agriculteurs partenaires. Le lendemain matin, une tournée de livraison est effectuée auprès des restaurations collectives. D'autre part, Manger Bio d'Ici favorise les livraisons directes par les agriculteurs. Elles représentent 94,5% du chiffre d'affaires. Pour les clients plus éloignés, Manger Bio d'Ici fait appel à un prestataire logistique chez lequel ils louent un emplacement frigorifique. Les agriculteurs livrent la plateforme du prestataire qui se charge ensuite des livraisons. Il convient aussi de noter que dans la pratique les agriculteurs peuvent être solidaires entre eux et organiser des tournées partielles de collecte effectuées par l'un d'entre eux.

Le modèle proposé par ReColTer offre un service de qualité du point de vue des acteurs, mais cela engendre des coûts logistiques très élevés. Ainsi, nous nous sommes orientés vers le modèle proposé par Manger Bio d'Ici. En faisant participer les agriculteurs à la livraison, et en autorisant les livraisons directes, le système est plus souple, et permet de réduire les coûts logistiques. De plus la livraison directe a l'avantage de favoriser les relations sociales entre agriculteurs et clients, et permet aux agriculteurs de valoriser leurs produits. Cependant, par rapport au fonctionnement de Manger Bio d'Ici, aucun prestataire logistique n'est sélectionné, et nous considérons qu'une aide à la décision doit être apportée quand à l'emplacement d'une plateforme logistique.

1.5.3 Étude de deux types de clients

Dans le cadre de cette étude de cas, deux scénarios sont considérés. Dans le premier, les clients sont l'ensemble des Restaurations Collectives des Collèges et Lycées (RCCL) du département de l'Isère. Il s'agit du marché qui est actuellement visé par les associations iséroises. L'avantage des restaurations collectives publiques est qu'elles ont l'obligation de passer par des appels d'offres publics (à partir d'un certain montant). Les agriculteurs peuvent donc, par l'intermédiaire d'associations, se positionner sur ces appels d'offres, et

les remporter à condition de proposer des prix raisonnables. De plus, il est explicitement indiqué dans certains appels d’offres que la proportion de produits locaux est un des critères de notation. Ainsi, ce scénario considère un cas optimiste où l’ensemble de ces restaurations doivent être livrées en circuits courts et de proximité. Nous avons pu obtenir par l’intermédiaire du Conseil Général de l’Isère les demandes actuelles pour ce type de clients.

Le second scénario considère un cas plus prospectif où les clients sont les particuliers vus à travers les Grandes et Moyennes Surfaces (GMS) en Isère. Il s’agit des surfaces commerciales spécialisées dans les produits alimentaires et dont la surface de vente est supérieure à 300 m². Les demandes pour chaque client ont été générées sous les hypothèses suivantes :

- la répartition des quantités entre les produits est la même que pour les restaurations collectives ;
- les demandes pour chaque point de vente sont proportionnelles à la surface de vente ;
- le chiffre annuel total est fourni par le Conseil Général de l’Isère.

Une comparaison du chiffre d’affaires et des données liées aux clients est proposée dans la Table 1.9. Pour la RCCL, les 10 périodes considérées correspondent aux mois où les restaurants scolaires sont ouverts (de septembre à juin), et on considère qu’il y a 4 livraisons par mois, soit de l’ordre d’une livraison par semaine. Concernant les GMS, 12 périodes, correspondant aux mois de l’année, sont considérées. Pour chaque période, 12 livraisons sont considérées, ce qui correspond à environ 2,77 livraisons par semaine en moyenne. En effet, dans le cas des GMS, il y a des flux plus importants et les points de ventes sont ouverts 6 jours par semaine (ce qui est rarement le cas pour les RCCL). Il convient de noter que dans les deux cas, les prix de vente moyen sont peu élevés : de l’ordre de 1,32 €/kg pour les RCCL, et 1,36 €/kg pour les GMS.

Client	Chiffre d’affaires annuel (€)	Volume annuel (kg)	Nombre de points de distribution ($ C $)	Nombre de périodes ($ T $)	Nombre de sous-périodes (N_t)
RCCL	528 734	401 410	103	10	4
GMS	14 073 666	10 385 097	188	12	12

TABLE 1.9 – Comparaison des deux types de clients.

1.5.4 Expérimentations et résultats

Des expérimentations sont menées sur deux types d’instances, selon le type de clients. Ces types d’instances sont nommés RCCL et GMS pour les Restaurations Collectives des Collèges et Lycées d’une part et pour les Grandes et Moyennes Surfaces d’autre part. Aucun client n’est commun à ces deux types d’instances, i.e. que les RCCL ne sont pas incluses avec les GMS. Pour les deux types d’instances, 10 produits sont considérés. Il s’agit

de 4 fruits (pomme, poire, kiwi, fraise) et de 6 légumes (carotte, salade, tomate, courgette, concombre, pomme de terre) de consommation courante. Nous avons aussi la saisonnalité réelle des produits, d'après les données de la Chambre d'Agriculture de l'Isère. 134 producteurs sont considérés et répartis en 62 producteurs de légumes et 72 producteurs de fruits. Les données concernant l'emplacement et l'offre des producteurs ont été fournies par la Chambre d'Agriculture de l'Isère. Le nombre de plateformes potentielles est fixé à 5 et leur emplacement a été défini conjointement par le Conseil Général et la Chambre d'Agriculture de l'Isère. L'emplacement géographique des acteurs et des plateformes potentielles est présenté dans les Figures 1.4 et 1.5. La structure de coûts est la même que celle présentée en Section 1.4.4. Pour rappel, on note d_{fi} la distance entre l'agriculteur f et le client ou la plateforme i . Les coûts fixes pour les agriculteurs sont $C_{fi} = 0,8 \cdot 2 \cdot d_{fi}$. Pour les plateformes, $C_{hc} = 4$ et $c_{hi} = 0,18$ et $l_{ct}^p = 10 \cdot D_{ct}^p$. Il est aussi considéré que les agriculteurs ne livrent pas directement les clients situés à plus de 20 km, i.e. les variables y_{fct} et x_{fct}^p sont définies dans le modèle si et seulement si $d_{fc} \leq 20$.

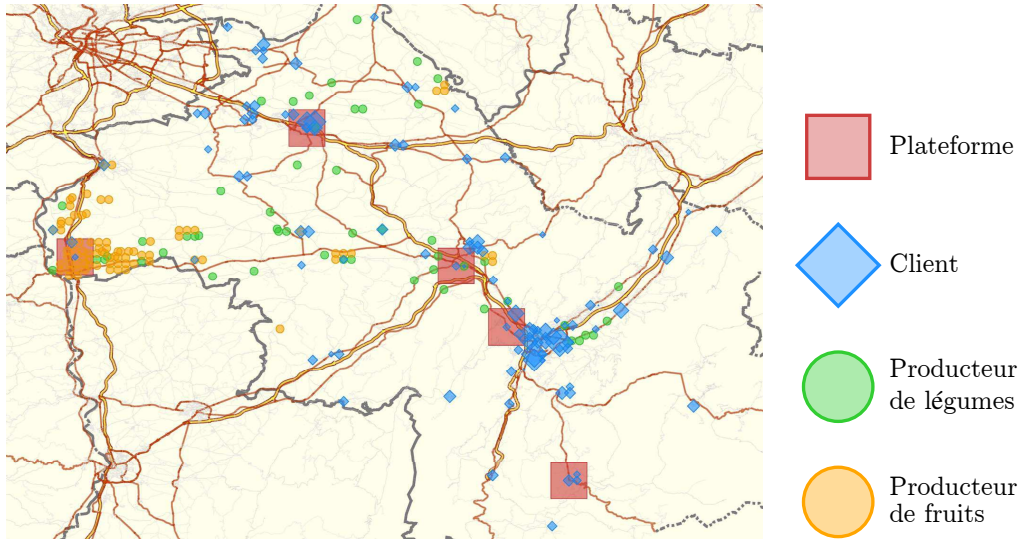


FIGURE 1.4 – Représentation graphique des instances pour les RCCL sur le département de l'Isère.

Dans cette étude de cas, nous étudions des scénarios avec les 2 paramètres suivants :

- d_h : le rayon d'action des plateformes pour livrer d'autres clients ou d'autres plateformes ;
- CA_{min} : le chiffre d'affaires annuel minimal que doivent réaliser les producteurs s'ils participent à la livraison.

Les instances seront nommées $RCCL-CA_{min}-d_h$ et $GMS-CA_{min}-d_h$. Ces paramètres ont été définis conjointement avec le Conseil Général et la Chambre d'Agriculture de l'Isère. Le rayon d'action des plateformes permet d'étudier des scénarios avec une prise en compte plus fine de la proximité spatiale. En effet, le département de l'Isère est étendu, et dans les instances la distance maximale entre une plateforme et un client est de 140

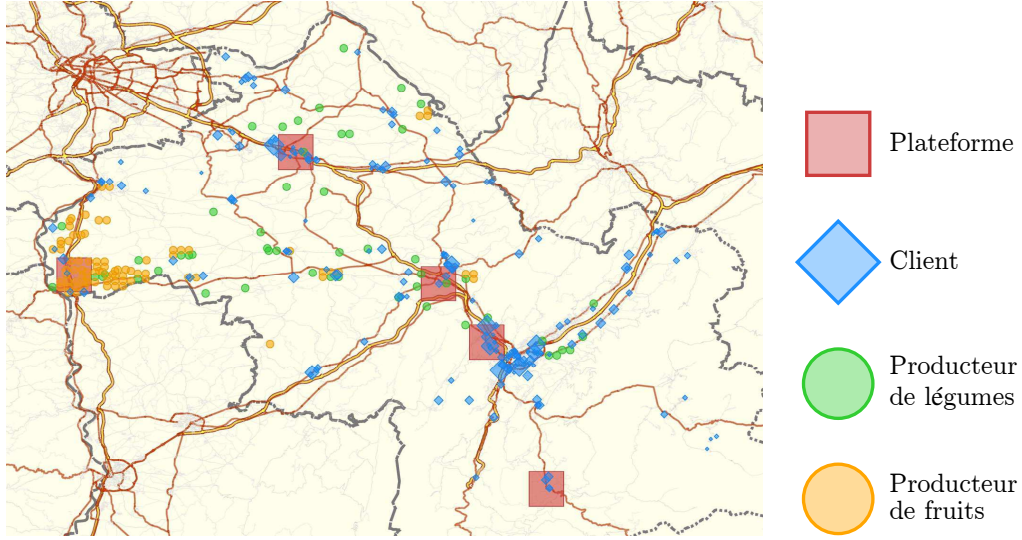


FIGURE 1.5 – Représentation graphique des instances pour les GMS sur le département de l'Isère.

km. Aussi, les coûts de transport depuis les plateformes sont indépendants de la distance à parcourir donc il est possible qu'une plateforme livre des clients très éloignés. Pour prendre en compte ces limitations, les variables y_{hct} et x_{hct}^p d'une part et $y_{hh't}$ et $x_{hh't}^p$ d'autre part sont définies dans le modèle si et seulement si $d_{hc} \leq d_h$ et $d_{hh'} \leq d_h$ respectivement. Le chiffre d'affaires minimal pour les producteurs permet d'éviter que certains producteurs ne soient considérés dans le réseau avec une intervention très ponctuelle et des chiffres d'affaires trop faibles. Dans la pratique, ces producteurs n'accepteraient pas de participer à la livraison. Pour prendre cet aspect en compte, nous considérons les données suivantes :

pv_p : prix de vente du produit p ($\in P$).

Nous introduisons aussi de nouvelles variables de décision :

$$y_f : \begin{cases} 1 & \text{si l'agriculteur } f \text{ participe à l'approvisionnement,} \\ 0 & \text{sinon;} \end{cases}$$

Les contraintes suivantes sont ajoutées dans le modèle :

$$y_{fit} \leq y_f \quad \forall f \in F, i \in C \cup H, t \in T; \quad (1.50)$$

$$\sum_{p \in P, t \in T, i \in C \cup H} pv_p \cdot x_{fit}^p \geq CA_{min} \cdot y_f \quad \forall f \in F. \quad (1.51)$$

Les contraintes (1.50) permettent de lier l'ouverture de services de transport avec la participation des agriculteurs à l'approvisionnement. Les contraintes (1.51) assurent que les agriculteurs qui participent à l'approvisionnement respectent le chiffre d'affaires annuel minimal.

Dans cette étude de cas, nous avons retenu les indicateurs suivants afin de comparer les différents scénarios :

- \bar{c} : le coût de transport par kilo de produit, moyenné sur les produits et sur l'année (en €/ kg), défini comme

$$\bar{c} = \frac{\sum_{t \in T} N_t \cdot \left(\sum_{f \in F, i \in C \cup H} C_{fi} \cdot y_{fit} + \sum_{h \in H, c \in C} C_{hc} \cdot y_{hct} + \sum_{h \in H, i \in C \cup H, p \in P} C_{hi} \cdot x_{hit}^p \right)}{\sum_{f \in F, i \in C \cup H, p \in P, t \in T} x_{fit}^p}; \quad (1.52)$$

- QoS : le taux de service (en %), i.e. le taux de demande satisfaite, défini comme

$$QoS = \frac{\sum_{c \in C, j \in F \cup H, p \in P, t \in T} x_{jct}^p}{\sum_{c \in C, p \in P, t \in T} D_{ct}^p}; \quad (1.53)$$

- CA_f : le chiffre d'affaires annuel moyen des producteurs (en €), défini comme

$$CA_f = \frac{\sum_{f \in F, i \in C \cup H, p \in P, t \in T} v p_p \cdot x_{fit}^p}{\sum_{f \in F} \mathbb{1}_{\{\sum_{i \in C \cup H, p \in P, t \in T} x_{fit}^p > 0\}}}; \quad (1.54)$$

où seuls les producteurs qui envoient des flux de produits sont considérés ;

- τ_{direct} : le taux de chiffre d'affaires dont le transport est assuré de manière directe (en %), défini comme

$$\tau_{direct} = \frac{\sum_{f \in F, c \in C, p \in P, t \in T} v p_p \cdot x_{fct}^p}{\sum_{f \in F, i \in C \cup H, p \in P, t \in T} v p_p \cdot x_{fit}^p}; \quad (1.55)$$

- $\tau_{2transbordements}$: le taux de chiffre d'affaires dont le transport nécessite 2 transbordements, défini comme

$$\tau_{2transbordements} = \frac{\sum_{h, h' \in H, p \in P, t \in T} v p_p \cdot x_{hh't}^p}{\sum_{f \in F, i \in C \cup H, p \in P, t \in T} v p_p \cdot x_{fit}^p}. \quad (1.56)$$

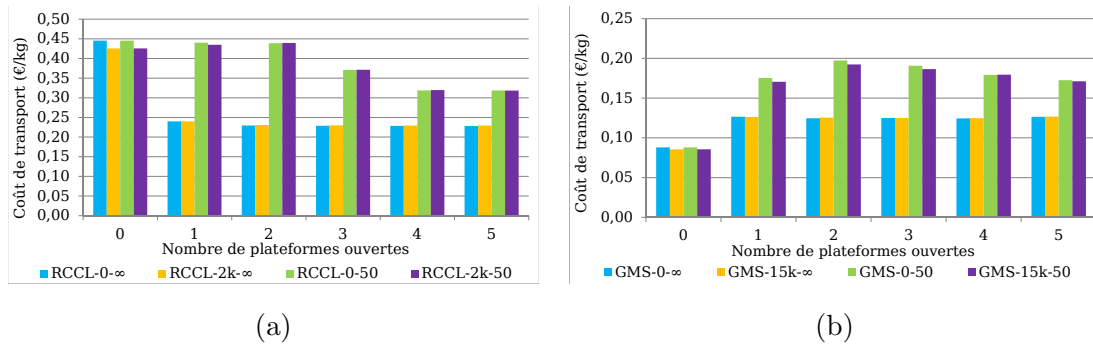
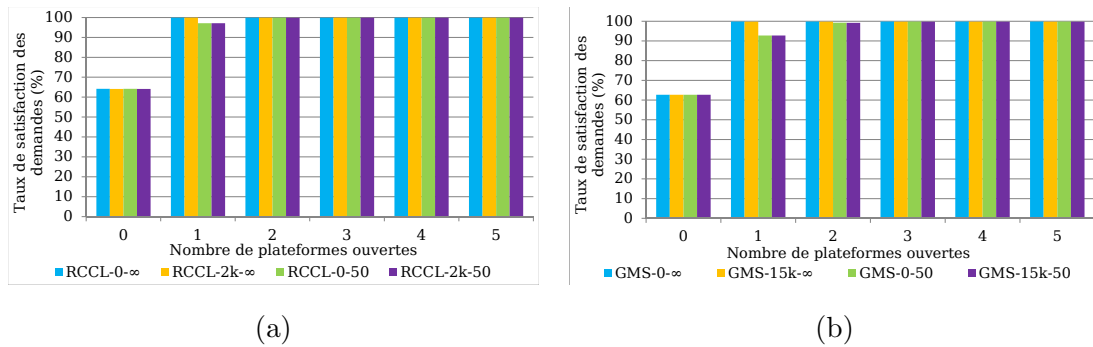
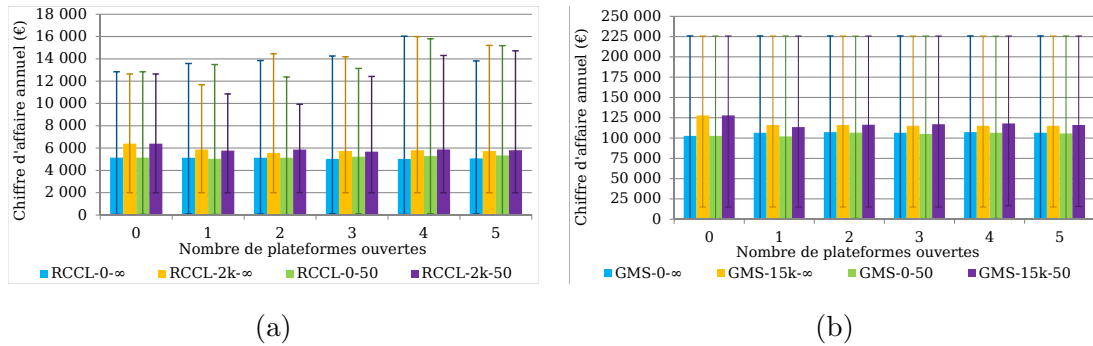
Nous nous intéressons aussi aux temps de résolution (en secondes).

Les instances considérées seront paramétrées par les valeurs suivantes :

- $H^{max} \in \{0; 1; 2; 3; 4; 5\}$;
- $d_h \in \{50; \infty\}$;
- $CA_{min} \in \{0; 2\,000; 15\,000\}$.

La distance de 50 km pour le rayon d'action des plateformes correspond à la distance qui est utilisée par l'association iséroise ReColTer. Le CA_{min} de 2000 € est testé pour les RCCL tandis que celui de 15 000 € est testé pour les GMS. Ces chiffres d'affaires minimaux correspondent à un chiffre d'affaires moyen d'environ 50 € et 100 € par livraison pour respectivement la RCCL et les GMS (en supposant que l'agriculteur fait $\sum_{t \in T} N_t$ livraisons).

La méthode de résolution est le Branch & Cut avec le logiciel commercial CPLEX 12.2. Le processeur est un Intel Xeon 2,4 GHz avec 25 Go de mémoire RAM. Les critères d'arrêt sont un gap $\frac{z_{BS} - z_{BI}}{z_{BI}}$ inférieur à 2%, ou un temps d'exécution supérieur à 18 000 secondes (5 heures), ou une taille de stockage des nœuds de l'arbre de B&C supérieure à

FIGURE 1.6 – Coût moyen de transport (\bar{c}) pour (a) la RCCL et (b) les GMS.FIGURE 1.7 – Taux de service (QoS) pour (a) la RCCL et (b) les GMS.FIGURE 1.8 – Chiffre d'affaire moyen des producteurs (CA_f), et valeurs minimales et maximales représentées par une barre verticale pour (a) la RCCL et (b) les GMS.

50Go. Les résultats sont présentés dans les Figures 1.6 - 1.11 de manière à comparer les deux types de clients sur les indicateurs retenus.

Nous pouvons tirer les remarques suivantes par rapport aux coûts moyens de transport d'après la Figure 1.6.

- L'approvisionnement des RCCL est bien plus coûteux que celui des GMS (de l'ordre de 2 fois supérieur). Ceci s'explique facilement par le fait que les flux sont moins importants et que le modèle comporte des coûts fixes.
- L'ouverture d'au moins une plateforme a une influence positive sur le coût de trans-

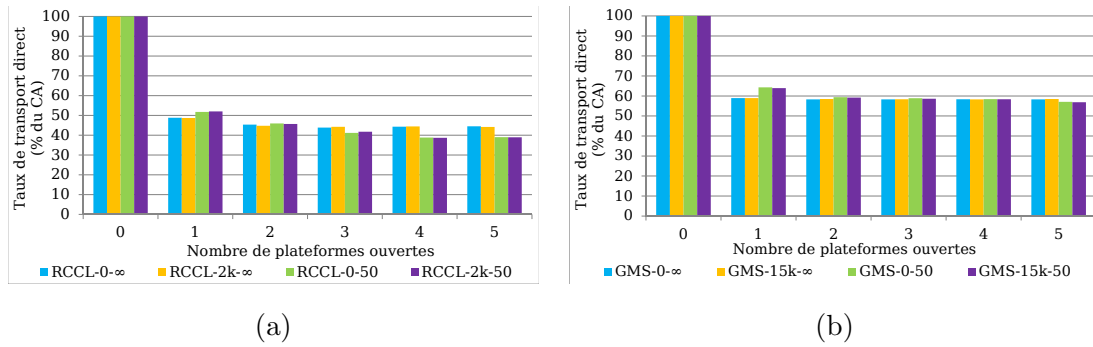


FIGURE 1.9 – Taux de transport réalisé en direct (τ_{direct}) pour (a) la RCCL et (b) les GMS.

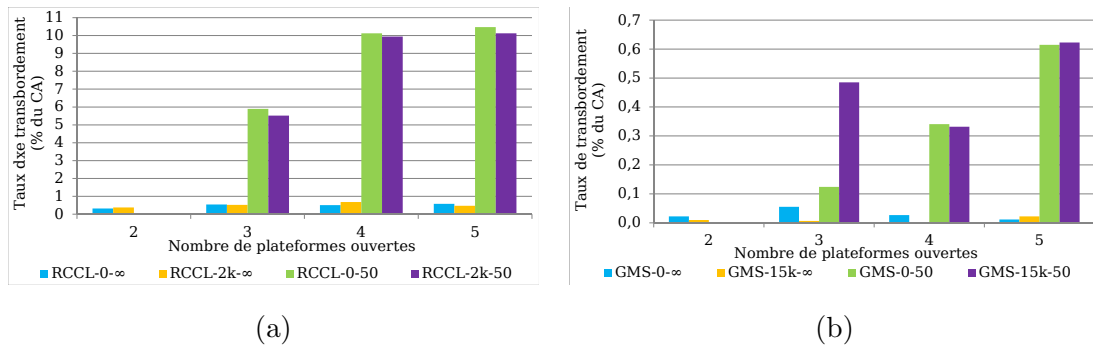


FIGURE 1.10 – Taux de transport avec 2 transbordements ($\tau_{2transbordements}$) pour (a) la RCCL et (b) les GMS.

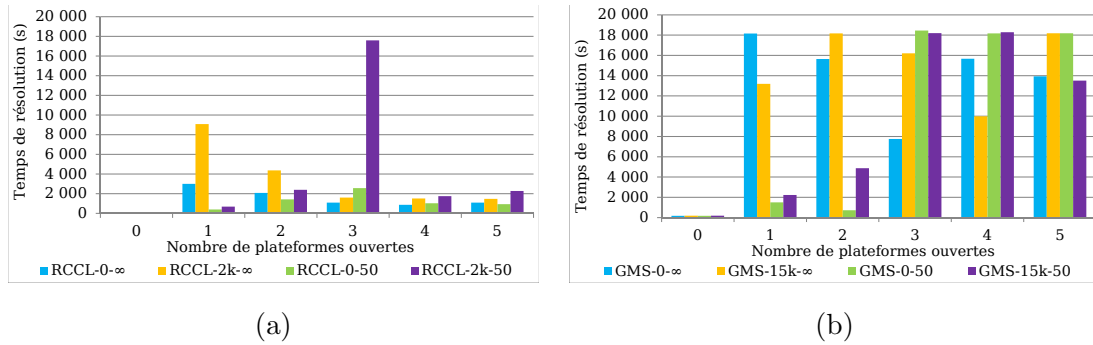


FIGURE 1.11 – Temps de résolution pour (a) la RCCL et (b) les GMS.

port dans le cas des RCCL et négative dans le cas des GMS.

- La limitation du rayon d'action des plateformes à 50 km entraîne une augmentation du coût de transport (d'au moins 40%).
- Garantir un niveau de revenu minimum pour les agriculteurs impliqués dans le système a une influence marginale sur les coûts.
- Au vu des prix de vente des produits, l'approvisionnement de la RCCL sans plateformes ou avec une limite d'action des plateformes n'est pas rentable. En effet, dans ces cas là, le coût de transport représente plus de 25% du prix de vente, ce qui

permet difficilement aux producteurs de faire une marge intéressante.

La Figure 1.7 permet de voir que sans plateforme ouverte, seulement 60% environ de la demande est satisfaite. Ceci s'explique par le fait que les producteurs ne livrent de manière directe que les clients situés à moins de 20 km de leur exploitation. De plus, toute la demande n'est pas satisfaite non plus si une seule plateforme est ouverte avec une limite de rayon d'action de 50 km.

D'après la Figure 1.8 et les écarts-types relatifs présentés en Annexes dans les Tables A.3 et A.4, nous pouvons noter que :

- le chiffre d'affaires moyen des producteurs augmente lorsqu'un chiffre d'affaires minimal est imposé ;
- il y a une disparité très importante entre les producteurs par rapport à leur chiffres d'affaires annuels, ce qui est confirmé avec les écarts-types relatifs ;
- l'introduction d'un chiffre d'affaires minimal permet de réduire cette disparité.

Les résultats concernant la répartition entre livraison directe et livraison indirecte via une ou deux plateformes sont présentés dans les Figures 1.9 et 1.10, et nous pouvons en déduire les analyses qui suivent.

- Le nombre de plateformes ouvertes a très peu d'influence sur la répartition entre livraisons directes et indirectes (sauf évidemment si aucune plateforme n'est ouverte).
- La transport direct représente une proportion plus importante dans le cas de la livraison des GMS (60%) que dans le cas des RCCL (40% à 50%). Ceci est dû à la structure de coûts : des coûts linéaires ne sont imputés que dans le cas d'une livraison par les plateformes, donc si les demandes sont importantes, le transport en direct, par unité transportée, revient moins cher.
- Dans le cas où il n'y a pas de limites sur le rayon d'action des plateformes, les flux de transport entre plateformes sont quasiment nuls. En effet, cela oblige à payer deux fois les coûts linéaires de transport.
- Dans le cas où il y a une limite de rayon d'action des plateformes, les flux de transport entre plateformes sont importants (entre 6% et 10%) uniquement dans le cas de l'approvisionnement de la RCCL et si plus de trois plateformes sont ouvertes.

Les temps de résolution sont présentés dans la Figure 1.11, et montrent que la résolution est très rapide s'il n'y a pas de plateformes à ouvrir. De plus, les temps de résolution sont plus importants dans le cas des instances sur les GMS (qui sont de plus grande taille), et la limite des 5 heures d'exécution est souvent atteinte avant d'avoir atteint un écart de 2% entre les bornes supérieures et inférieures. Cependant, les écarts obtenus au bout de 5 heures (cf les Tables A.5 et A.6 en Annexes) ne sont pas trop éloignés des 2% demandés. Il semble très difficile d'apprécier plus finement l'influence du nombre de plateformes à ouvrir, des rayons d'action des plateformes et des chiffres d'affaires minimaux sur les temps d'exécution.

1.6 Conclusions et perspectives

Nous avons proposé dans ce chapitre une étude de la conception de réseaux de services en circuits courts et de proximité pour les produits agricoles frais. Ce problème a une contrainte originale : le nombre de transbordements pour un produit est restreint. Une formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes a été présentée. Afin de résoudre efficacement ce problème, nous avons proposé d'adapter deux approches utilisées pour les problèmes de flots avec coûts fixes : la Décomposition de Benders et la Procédure de Pentcs Dynamiques. Des résultats expérimentaux ont été conduits avec plusieurs structures d'instances. Les résultats montrent la pertinence des méthodes proposées pour résoudre des instances de grande taille. Cependant, ces méthodes peuvent encore être améliorées en terme de temps de calcul pour les deux méthodes, et en terme de qualité de solution pour la Décomposition de Benders.

Par ailleurs, nous avons étudié le cas de l'approvisionnement en fruits et légumes des Restaurations Collectives des Collèges et Lycées d'une part et des Grandes et Moyennes Surfaces d'autre part sur le département de l'Isère. Les résultats majeurs de cette étude de cas sont (1) qu'au moins une plateforme est nécessaire afin de couvrir les demandes de l'ensemble du territoire, (2) il y a un équilibre entre approvisionnements de manière directe et indirecte et (3) l'approvisionnement des Restaurations Collectives des Collèges et Lycées semble difficilement rentable car les flux sont trop faibles pour amortir les coûts fixes de transport. Nous notons aussi que ce modèle centralisé engendre une très forte variabilité des revenus entre agriculteurs.

Les méthodes de résolution que nous avons proposé montrent des temps de calcul importants pour des instances de grande taille et les solutions fournies par la décomposition de Benders ne sont pas toujours de bonne qualité. Ainsi, la première perspective concerne le renforcement des deux méthodes de résolution proposées. Pour cela, nous envisageons d'ajouter une relaxation du sous-problème dans le problème maître afin de fournir des solutions de meilleure qualité. Pour la PPD, il semble intéressant de combiner la méthode actuelle avec une technique heuristique qui permettrait de réduire le nombre de sous-ensembles de plateformes ouvertes testés. De plus, l'utilisation du parallélisme peut être envisagée afin de profiter des décompositions possibles des sous-problèmes dans les deux méthodes de résolution. Une autre perspective est de mener des tests sur des instances de plus grande taille pour lesquelles l'utilisation de la méthode de Branch & Cut deviendrait un problème à cause de la limitation de l'espace mémoire. De plus, au vu des temps de calcul sur certaines instances de l'étude de cas, il semble intéressant de tester la performance des méthodes de décomposition de Benders et de PPD.

Par ailleurs, les résultats de l'étude de cas suggèrent que le modèle proposé est très macroscopique et pourrait être plus détaillé. Il apparaît donc intéressant de tester d'autres modélisations qui prennent en compte de manière plus fine les coûts de transport ainsi que les décisions des producteurs pour accepter ou non une livraison en fonction des revenus

générés et de la distance à parcourir (chaque fournisseurs souhaite que les livraisons qu'il effectue soient rentables).

Chapitre 2

Problème d'allotissement pour l'approvisionnement des restaurations collectives

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été présentés à la conférence ECCO 2013 (Ogier et al., 2013d).

Introduction

En France, les restaurations collectives scolaires sont souvent regroupées afin de passer des appels d'offres publics pour leurs achats. Dans ce chapitre nous nous intéressons à la conception des regroupements d'établissements afin de constituer des lots : on parle de processus d'allotissement. Les produits considérés sont frais et locaux, et nous nous attachons plus particulièrement à la viande (volaille, agneau, bœuf et porc). L'allotissement consiste à proposer, pour chaque catégorie de produits, un partitionnement de l'ensemble des établissements. Dans le contexte des circuits courts et de proximité, l'objectif de ce partitionnement est de permettre à un maximum de fournisseurs, en particuliers les locaux ou ceux qui travaillent avec les producteurs locaux, de répondre aux appels d'offres. De plus, nous nous attachons à respecter une certaine équité des lots (ou parties) en ce qui concerne leur rentabilité : rapport entre le chiffre d'affaires et la distance à parcourir pour assurer les livraisons. Cette contrainte originale permet d'assurer que les fournisseurs ne répondent pas uniquement sur les lots les plus rentables en délaissant les moins rentables qui ne seraient pas pourvus.

Une description plus détaillée du problème et du processus d'allotissement est exposée dans la Section 2.1. Un état de l'art sur la prise en compte de l'équité dans les modèles de recherche opérationnelle ainsi que sur le problème de partitionnement est présenté dans la Section 2.2. La Section 2.3 présente ensuite différentes modélisations du problème, avec prise en compte ou non de l'équité. Lorsque l'équité est prise en compte, deux approches

de résolution heuristiques sont exposées dans la Section 2.4. La première approche consiste à résoudre le problème en considérant un sous-ensemble de lots préalablement générés. La seconde approche est basée sur un algorithme de génération de colonnes. La Section 2.5 propose une étude de cas qui s'intéresse plus particulièrement à l'approvisionnement en viandes sur les départements de la Drôme et de l'Ardèche. Il s'agit d'un travail mené en collaboration avec la Chambre Régionale d'Agriculture de Rhône-Alpes. Une conclusion et des perspectives propres à cette étude sont exposées dans la Section 2.6.

Sommaire

2.1	Description du problème	48
2.1.1	Enjeux liés à l'allotissement	48
2.1.2	Acteurs	50
2.1.3	Processus d'appel d'offres pour la restauration collective scolaire	50
2.1.4	Objectifs	53
2.1.5	Données	54
2.2	État de l'art	54
2.2.1	Modélisation des problèmes d'équité	54
2.2.2	Problème de partitionnement	57
2.3	Quelques approches de modélisation	58
2.3.1	Sans prise en compte de l'équité	58
2.3.2	Avec prise en compte de l'équité	60
2.3.3	Complexité des problèmes	62
2.4	Deux approches de résolution heuristiques	63
2.4.1	Une première approche de résolution : présélection des lots . . .	63
2.4.2	Une approche par génération de colonnes pour la résolution . . .	66
2.4.3	Comparaison expérimentale des deux approches de résolution . .	72
2.5	Étude de cas : approvisionnement en viandes sur la région	
	Rhône-Alpes	77
2.5.1	Situation actuelle et enjeux	77
2.5.2	Présentation des instances étudiées	78
2.5.3	Résultats	80
2.6	Conclusions et perspectives	82

2.1 Description du problème

2.1.1 Enjeux liés à l'allotissement

En France, l'approvisionnement des restaurations collectives scolaires, au niveau stratégique-tactique, est géré par des groupements d'achats. Ces derniers sont chargés de collecter les besoins des restaurations collectives, puis de procéder à la publication sur le marché public des appels d'offres. Ceci permet aux restaurations collectives de mutualiser les

procédures, de faire des économies d'échelle, et d'assurer une égalité de traitement entre eux (il existe en effet des disparités géographiques et de taille des établissements). La mise sur le marché public est une obligation légale pour les prestations confiées aux entreprises privées par les organismes publics. Elle doit bénéficier d'une large publicité afin de mettre en concurrence les entreprises qui souhaitent répondre à l'appel d'offres. Ainsi, les fournisseurs potentiels sont traités de manière équitable. Le groupement d'achats est ensuite chargé de sélectionner l'entreprise qui répond au mieux aux critères définis dans l'appel d'offres. Cependant, l'article 10 du code des marchés publics stipule que les marchés publics doivent être décomposés en plusieurs lots afin d'augmenter le nombre de compétiteurs et ainsi favoriser la concurrence en intégrant des Petites et Moyennes Entreprises (PME). Les gestionnaires des groupements d'achats sont donc chargés de l'allotissement avant la mise sur le marché public des lots. Cette procédure consiste à décomposer un marché au niveau géographique et/ou au niveau des produits. Le découpage géographique peut aussi être mentionné sous le terme de sectorisation.

En théorie, l'allotissement et la mise sur le marché public des appels d'offres permet de mettre en concurrence les fournisseurs. Cependant, dans le cadre de la mise en place de circuits courts et de proximité pour la distribution des produits agricoles frais, il est parfois difficile pour des producteurs locaux, de petite ou moyenne taille, de répondre à ces appels d'offres. En effet, l'allotissement géographique est souvent réalisé de manière empirique, en suivant notamment les divisions territoriales administratives. Or, un producteur qui répond à un lot d'un appel d'offres s'engage, s'il est retenu, à livrer (1) l'ensemble des établissements du lot avec (2) l'ensemble des produits du lot. Il peut alors être difficile pour les fournisseurs locaux de s'engager à livrer des établissements sur un territoire trop grand ou trop éloigné. Les coûts de transports seraient trop élevés et ne permettraient pas de dégager de bénéfices, ce qui est l'objectif principal des circuits courts de distribution. Par ailleurs, il est aussi possible que le fournisseur ne puisse pas satisfaire l'ensemble des articles définis dans le lot. Nous supposons cependant dans ce travail que les fournisseurs locaux peuvent satisfaire les quantités demandées dans un lot quoi qu'il arrive.

Ainsi, cette étape d'allotissement géographique réalisée par les groupements d'achats¹ est primordiale pour favoriser l'émergence des circuits courts et de proximité pour l'approvisionnement des restaurations collectives. L'allotissement doit donc permettre, d'un point de vue territorial, d'augmenter les revenus des producteurs et de permettre aux restaurations collectives de bénéficier de produits frais et de qualité. Par ailleurs, nous nous attacherons à ce que l'allotissement permette l'équité des fournisseurs et des restaurations collectives en proposant des lots qui aient des caractéristiques similaires en termes de rentabilité économique.

1. Par abus de langage nous utilisons le terme groupement d'achats pour désigner le gestionnaire de ce groupement d'achat.

2.1.2 Acteurs

Afin de présenter le processus d'allotissement, nous exposons ici les trois catégories d'acteurs qui y participent. Les appels d'offres sont effectués par catégorie de produit (on distingue par exemple les types de viandes et les fruits des légumes). Nous traitons donc le problème d'allotissement géographique pour une catégorie de produit, sans détailler l'ensemble des articles du lot.

Les clients finaux ($c \in C$) sont un ensemble de restaurations collectives scolaires. Les fournisseurs ($f \in F$) sont un ensemble de producteurs/distributeurs pour la catégorie de produit concernée. En plus de ces deux types d'acteurs, un groupement d'achats (GrA) permet de représenter l'ensemble des clients (C) vis-à-vis des fournisseurs. C'est ce groupement d'achats qui agit en tant que preneur de décision car c'est lui qui gère le processus d'appel d'offres.

Les fréquences de livraison des clients sont stipulées dans les appels d'offres, et nous supposons que tous les clients sont livrés à la même fréquence, avec des demandes d_c , qui représentent un chiffre d'affaires CA_c , identique pour toutes les livraisons. Nous étudions alors une seule période, i.e. une seule livraison en supposant que le même schéma est répété. Cette hypothèse est considérée car les produits sont regroupés par catégorie, et les restaurations scolaires souhaitent avoir des approvisionnement réguliers pour chaque catégorie. Par exemple, il faut livrer des fruits toute l'année, même s'il est possible de varier les fruits au cours de l'année en fonction de la saisonnalité.

Les fournisseurs ne sont pas prêts à livrer n'importe quelle partie de l'ensemble des clients. En particulier, les petits fournisseurs locaux sont avant tout des producteurs et ils ont donc des moyens de distribution limités. Ainsi, avant d'accepter de livrer un ensemble de clients, ils tiennent compte :

- d'un rayon d'action RA_f dans lequel doit se situer l'ensemble des clients qu'ils livrent ;
- d'un ratio minimal de rentabilité R_f^{min} d'un lot, à partir duquel ils acceptent de répondre au lot ; il s'agit du ratio entre le chiffre d'affaires réalisé lors de la livraison des clients du lot et la distance parcourue pour livrer ces clients.

2.1.3 Processus d'appel d'offres pour la restauration collective scolaire

Le processus d'appel d'offres pour les produits alimentaires frais des restaurations collectives scolaires est décrit dans la Figure 2.1. Le groupement d'achats GrA est chargé de collecter les demandes des clients, puis de réaliser l'allotissement géographique avant de passer les appels d'offres. C'est ce processus de décision que nous étudions dans ce chapitre. Les définitions 2.1, 2.2 et 2.3 permettent de préciser la notion d'allotissement. Un nombre maximum de lots (nbL^{max}) peut être défini par le groupement d'achats afin de ne pas avoir à gérer trop d'appels d'offres.

Définition 2.1. *Un lot l est un sous-ensemble de l'ensemble des clients C contenant au*

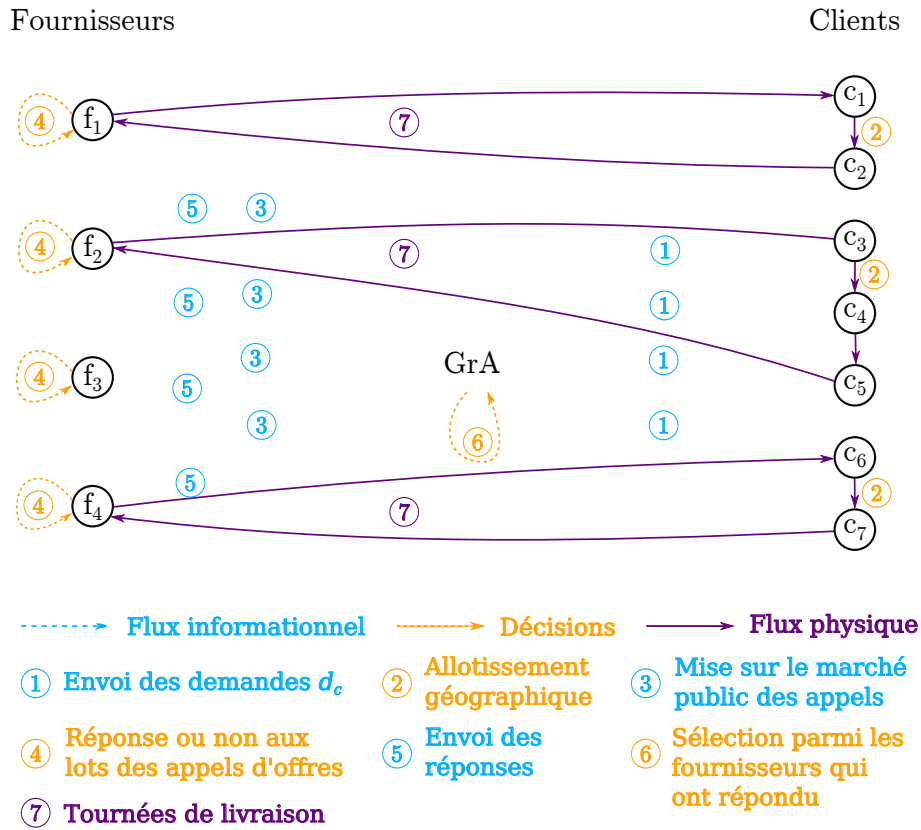


FIGURE 2.1 – Déroulement du processus d'appel d'offres.

moins deux éléments (clients).

Définition 2.2. Un lot l est dit **acceptable** si au moins un fournisseur peut répondre au lot.

Définition 2.3. Nous appelons *allotissement* une partition de l'ensemble des clients C en au plus nbL^{max} lots acceptables.

Par ailleurs, lorsque les appels d'offres sont publiés, chacun des fournisseurs doit décider, pour chaque appel, s'il y répond ou non. S'il choisit d'y répondre, il doit alors rédiger un dossier dans lequel il se positionne sur les critères d'attribution du marché (le prix par exemple). A partir des réponses reçues, le groupement d'achats détermine alors, pour chacun des lots, le fournisseur qui a le mieux répondu aux critères d'attribution. Dans ce travail nous ne nous intéressons pas à cet aspect de rédaction de dossier et de choix des fournisseurs. En revanche, nous modélisons le processus décisionnel des fournisseurs concernant la réponse ou non à un lot d'un appel d'offres. Ceci nous permet d'évaluer le nombre potentiel de réponses pour un lot qui est mis sur le marché public.

Lorsqu'un fournisseur f doit décider s'il répond ou non à l'appel d'offres pour un lot l , il peut calculer les deux éléments suivants :

- TSP_f^l qui correspond à la distance minimale pour la livraison de l'ensemble des clients du lot l par le fournisseur f ;
- R_f^l correspond au ratio de rentabilité du lot l pour le fournisseur f , et qui se calcule comme :

$$R_f^l = \frac{\sum_{c \in l} CA_c}{TSP_f^l}. \quad (2.1)$$

Soit $d_{f,c}$ la distance routière entre le fournisseur f et un client c . Pour qu'un fournisseur f réponde à un appel d'offres pour un lot l , nous supposons que les deux conditions suivantes doivent être vérifiées :

1. $d_{f,c} \leq RA_f \quad \forall c \in l$, i.e. tous les clients du lot l doivent se situer dans le rayon d'action du fournisseur ;
2. $R_f^l \geq R_f^{min}$, i.e. le ratio de rentabilité du lot l est acceptable par le producteur f .

Trois situations avec les décisions associées sont présentées dans la Figure 2.2.

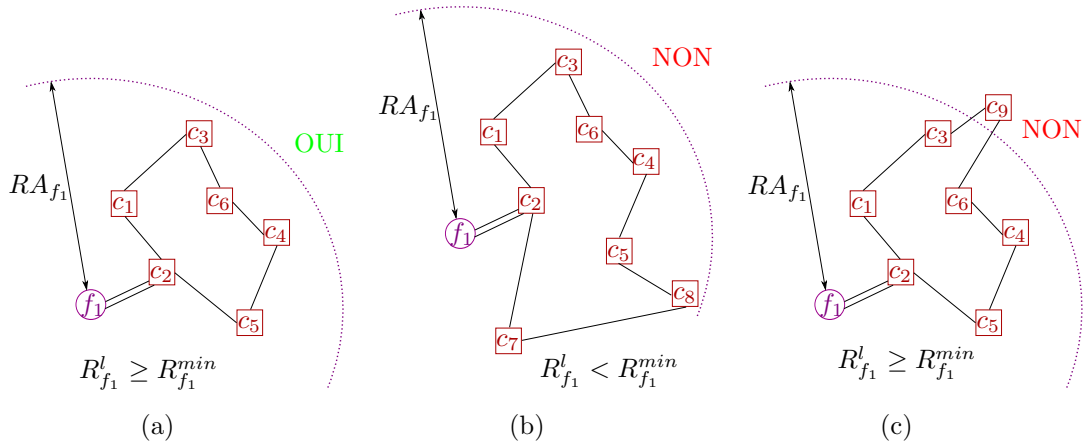


FIGURE 2.2 – Différents lots et décisions du fournisseur : (a) il accepte de répondre au lot, (b) il refuse à cause du ratio minimal, et (c) il refuse à cause du rayon d'action.

Bien évidemment cette modélisation du comportement du fournisseur est imparfaite, et elle ne prend notamment pas en compte le fait que :

- le fournisseur peut être flexible par rapport aux paramètres (RA_f, R_f^{min}) , en cas de chiffre d'affaires du lot important par exemple, ou des conditions de la distribution (routes sinueuses en montagne, entrée en agglomération, etc.) ;
- le fournisseur peut déjà avoir des points de livraison et des tournées, et y intégrer la livraison des établissements du lot à moindre coût ;
- il est possible de mutualiser le transport dans les cas où un fournisseur remporte plusieurs lots ou bien plusieurs fournisseurs remportent des lots géographiquement proches.

Ces éléments ne sont pas pris en compte car d'une part ils nécessitent de nombreuses informations qu'il est difficile d'obtenir par le preneur de décision (le groupement d'achats),

et d'autre part prendre en compte la mutualisation des transports suppose de connaître au préalable le résultat de l'attribution des lots.

Par ailleurs, il est supposé que les fournisseurs ont une capacité de production suffisante pour répondre sur n'importe quel lot. En effet, d'une part les chiffres d'affaires avec la restauration collective ne sont pas trop élevés (par rapport à une demande industrielle), et d'autre part, les producteurs ont la possibilité d'augmenter leur offre si le lot les intéresse vraiment. Dans le calcul de la distance à parcourir (TSP_f^l) par un fournisseur pour livrer l'ensemble des clients du lot, il est supposé que le fournisseur effectue une seule tournée. Cette hypothèse est valable tant que cette distance peut être parcourue en une journée. Au delà, il faudrait revoir le modèle de calcul de la distance pour y intégrer la possibilité de faire plusieurs tournées. Pour le moment dans le cadre de circuits de proximité, nous supposons que toutes les tournées sont réalisables en une journée car les acteurs sont localisés sur un territoire restreint.

2.1.4 Objectifs

Nous nous attacherons dans ce chapitre à l'étude du problème d'allotissement au niveau stratégique-tactique. Les preneurs de décision sont des groupements d'achats qui représentent les restaurations collectives d'établissements scolaires sur un territoire restreint (souvent au niveau départemental ou régional). Les solutions à ce problème doivent permettre de définir le flux de données envoyé par les groupements d'achats aux fournisseurs sous forme d'appels d'offres. La modélisation et la résolution du problème doivent permettre de proposer des solutions grâce auxquelles un maximum de fournisseurs peut répondre aux lots proposés. Le terme *maximum de fournisseurs* n'est pas bien défini et nous allons le préciser. Il est en effet possible (1) de compter une seule fois un fournisseur s'il peut répondre à au moins un lot (peu importe le nombre de lots auquel il peut répondre), ou bien (2) on peut compter le fournisseur autant de fois que le nombre de lots auxquels il peut répondre. La seconde solution présente l'avantage de prendre en compte le nombre de lots auxquels peuvent répondre les fournisseurs, ce qui peut leur permettre de diversifier leurs réponses et ainsi d'augmenter la possibilité qu'ils se voient attribuer un lot. Ainsi, l'objectif de l'allotissement proposé est de maximiser la somme sur chacun des lots du nombre de fournisseurs qui peuvent y répondre.

Par ailleurs, il est important que les lots sélectionnés pour les appels d'offres soient similaires en terme de rentabilité pour les fournisseurs. D'une part, le groupement d'achats doit veiller à une égalité de traitement entre les établissements, i.e. il faut s'assurer que les lots aient une rentabilité similaire du point de vue des fournisseurs. Ceci permet aussi d'être équitable vis-à-vis des fournisseurs qui seront désignés à l'issue du processus d'appel d'offres. D'autre part, du point de vue des fournisseurs, si certains lots sont plus rentables que d'autres, alors les fournisseurs seraient tentés de répondre uniquement sur ces lots rentables en délaissant les moins rentables. Il y a alors un risque pour le groupement d'achats de ne recevoir aucune réponse intéressante sur les lots les moins rentables. Cette

équité entre les lots doit donc être intégrée à la modélisation du problème d'allotissement.

Nous proposons ainsi à travers ce problème d'apporter une aide à la décision sur les informations (les lots) transmises par les groupements d'achats, en tenant compte des flux logistiques de produits potentiellement engendrés. On cherche ainsi à déterminer, pour une solution donnée si les fournisseurs répondent ou non aux lots, et si les rentabilités économiques des lots sont équitables.

2.1.5 Données

Toutes les données pour le problème d'allotissement (restreint à une catégorie de produit et une seule période/livraison) sont les suivantes :

- F : ensemble de fournisseurs ;
- C : ensemble de clients ;
- L : ensemble des lots acceptables ;
- F^l : ensemble des fournisseurs qui peuvent répondre au lot l ($l \in L$) ;
- GrA : groupement d'achats ;
- nbL^{max} : nombre maximum de lots dans la solution ;
- d_c : demande du client c ($c \in C$) pour une livraison ;
- CA_c : chiffre d'affaires pour une livraison du client c ;
- RA_f : rayon d'action du fournisseur f ($f \in F$) ;
- R_f^{min} : ratio minimal de rentabilité du fournisseur f ;
- TSP_f^l : distance minimale à parcourir par le fournisseur f pour livrer les clients du lot l ;
- R_f^l : ratio de rentabilité du lot l pour le fournisseur f ;
- nbF^l : nombre de fournisseurs qui peuvent répondre au lot l ;
- R^l : ratio de rentabilité du lot l ;
- $d_{i,c}$: distance entre l'acteur i ($i \in C \cup F$) et le client c .

D'après ce qui est défini précédemment, l'ensemble L est défini comme :

$$L = \left\{ l \subseteq C \mid |l| \geq 2 \text{ et } nbF^l \geq 1 \right\}. \quad (2.2)$$

Le ratio de rentabilité d'un lot est défini comme :

$$R^l = \frac{\sum_{f \in F^l} R_f^l}{nbF^l} \quad \forall l \in L. \quad (2.3)$$

2.2 État de l'art

2.2.1 Modélisation des problèmes d'équité

Nous nous intéressons dans cette section à la manière dont les problèmes d'équité peuvent être modélisés, en particulier dans des problèmes classiques de la Recherche Opérationnelle.

La prise en compte de l'équité dans des problèmes d'optimisation provient souvent de la pratique (Kalcsics *et al.*, 2005). Marsh et Schilling (1994) expliquent que les problèmes d'aide à la décision cherchent souvent à fournir des solutions qui soient les plus performantes (au niveau du profit ou du coût par exemple) ou efficaces possible. Mais pour certaines applications, ces critères de performances ne sont pas suffisants pour que la solution soit acceptable ou mise en place dans la pratique. En effet, le preneur de décision peut se poser des questions supplémentaires : est-ce que la solution est juste ? est-ce que les acteurs qui sont impactés par ces décisions sont traités de manière équitable ? Ceci est vrai notamment en ce qui concerne le secteur public, pour les problèmes de localisation de services (les hôpitaux par exemple), ou les problèmes d'allocation des personnes aux établissements (la sectorisation pour les établissements scolaires par exemple). C'est aussi le cas pour les découpages territoriaux liés à la représentation politique (Kalcsics *et al.*, 2005). Une autre catégorie d'applications dans laquelle l'équité est recherchée concerne les problèmes liés à l'allocation de charges de travail aux personnels. Certains exemples sont proposés par Schaus (2009) : attribution de patients à des infirmières, tableau de service des infirmières, attribution de clients à des commerciaux, emploi du temps académique (il faut équilibrer la répartition de la charge de cours sur les différentes périodes scolaires), équilibrage de charge sur les lignes de production. Par ailleurs, on peut distinguer une autre catégorie de problèmes pour lesquels des considérations d'équité peuvent être introduites, sans considérations explicites d'enjeux sociaux. Cela concerne par exemple les problèmes d'ordonnancement pour lesquels on souhaite minimiser la variance des temps de fin d'exécution dans le cas multi-machines (Merten et Muller, 1972), ou la répartition de charge sur des processeurs pour du calcul parallèle (Andreev et Racke, 2006).

L'équité est surtout un concept socio-politique qui implique une certaine égalité et une certaine justice (Young, 1995). Dans les modèles, elle est quantifiée par une mesure d'inégalité qu'il faut minimiser (Ogryczak, 2000). Il en découle la question sur la mesure d'inégalité à utiliser. Marsh et Schilling (1994) proposent 20 mesures différentes, ainsi qu'un cadre qui permet de comparer et d'organiser les différentes mesures. Les trois éléments principaux à prendre en compte sont (1) les valeurs qui sont comparées, (2) la métrique pour mesurer la différence et (3) la manière de normaliser les résultats. Marsh et Schilling (1994) insistent aussi sur le fait qu'il faut prendre en compte la difficulté de calcul de la mesure, une fois embarquée dans un problème d'optimisation. Par exemple le calcul d'une variance requiert des techniques de calcul non linéaires. Les mesures les plus simples sont l'écart moyen absolu entre les valeurs, l'écart maximal absolu, l'écart moyen par rapport à la moyenne. Les mesures plus complexes sont des mesures relatives. Cependant Ogryczak (2000) note que pour des problèmes de localisation, de telles mesures peuvent mener à des solutions aberrantes. En effet, en éloignant un entrepôt à l'infini par rapport aux clients, on permet à tous les clients d'être à une distance égale (mais infinie) de l'entrepôt, ce qui minimise la mesure d'écart relative. Lorsque la moyenne est connue à l'avance, il est possible de prendre en compte les mesures liées à la variance ou à la déviation moyenne

(Schaus, 2009; Kalcsics *et al.*, 2005). Dans le cas contraire, la mesure est souvent liée à la valeur maximale, ou à l'écart maximal entre deux valeurs. On notera cependant que ces mesures présentent l'inconvénient de ne pas respecter le principe de transfert qui stipule que la valeur de la mesure d'équité augmente ou diminue si la différence entre deux valeurs de la population augmente ou diminue respectivement.

De nombreux travaux se sont intéressés à l'équité dans le problème de localisation d'installations (*facility location problem*), généralement du point de vue de l'équité entre les clients : formulation à base de p -centre ou de p -médian qui permettent de minimiser respectivement la distance maximale d'un client à un centre et la distance moyenne. D'autres travaux sont menés en prenant le point de vue des fournisseurs (Marín, 2011), i.e. sous l'hypothèse que chaque client est attribué à l'installation ouverte la plus proche, il faut déterminer les p installations à ouvrir de manière à équilibrer le nombre de clients attribués à chacune des installations. La mesure d'équilibre correspond alors à l'écart maximal. Le problème d'allotissement est différent du problème de localisation, mais il peut être rapproché du problème de conception de territoire (*territory design*) pour lequel la prise en compte de l'équité est assez répandue. Kalcsics *et al.* (2005) étudient ce problème qui consiste à regrouper des petites parcelles géographiques en parcelles plus larges appelées territoires. On peut citer par exemple les découpages géographiques pour les circonscriptions politiques, ou pour les territoires attribués à des commerciaux dans une entreprise. Ce type de problème intègre généralement des aspects liés à la contiguïté et la compacité des territoires formés ce qui n'apparaît pas dans le problème d'allotissement. Cependant les modèles et méthodes de résolution proposés supposent que l'équité se fait sur un critère cumulatif (il suffit de faire la somme des valeurs sur les éléments choisis), et donc on connaît à l'avance la moyenne, ce qui n'est pas le cas dans le problème d'allotissement avec les ratios de rentabilité. De plus dans le problème d'allotissement, nous ne nous intéressons pas à attribuer un lot à un fournisseur mais à prendre en compte le comportement de l'ensemble des fournisseurs face à un lot.

Meng et Yang (2002) proposent une approche intéressante sur un problème très différent : la conception de réseau continu, i.e. à partir d'un réseau existant, comment améliorer les capacités sur le réseau de manière à minimiser les coûts de transport (fonction des capacités), sous contrainte d'un budget limité. La modélisation proposée est un problème bi-niveau et a l'avantage de prendre en compte les comportements des utilisateurs du réseau : à un niveau supérieur les décisions concernent les capacités à augmenter et à un niveau inférieur les décisions concernent les trajets effectués par les utilisateurs. Comme ce type de problème peut présenter le défaut qu'en augmentant les capacités certains utilisateurs ont alors un coût de transport plus élevé, Meng et Yang (2002) proposent d'intégrer dans le problème de niveau supérieur une contrainte pour borner l'augmentation du coût des trajets après amélioration des capacités. Nous n'utilisons pas ce type d'approche dans le problème d'allotissement, mais cela pourrait constituer une extension intéressante afin de prendre plus finement en compte le processus décisionnel des fournisseurs.

Ainsi, il existe une littérature sur la prise en compte de l'équité dans les modèles d'optimisation, qui se focalise plus particulièrement sur certains problèmes comme celui de la localisation d'installations. Au meilleur de notre connaissance nous n'avons pas trouvé de travaux qui traitent d'un problème qui soit similaire au problème d'allotissement, en prenant en compte des ratios de rentabilité pour un ensemble de fournisseurs potentiels.

2.2.2 Problème de partitionnement

D'après la Définition 2.3, l'allotissement vise à proposer une partition de l'ensemble C des clients. Il s'agit ainsi d'un problème de partitionnement dont nous proposons ici une brève description.

Le problème de partitionnement, appelé *Set Partitioning Problem* ou *Exact Cover Problem* dans la littérature peut être défini de la manière suivante. Soit $S = \{s_1; \dots; s_m\}$ un ensemble de m éléments, et une famille $\mathcal{E} = \{E_1; \dots; E_n\}$ de n sous-ensembles (non vides) de S , et pour chaque $E_i \in \mathcal{E}$, un coût c_i associé. Le problème de partitionnement consiste à chercher une sous-famille \mathcal{F} de \mathcal{E} qui recouvre exactement l'ensemble S : $\bigcup_{E_i \in \mathcal{F}} E_i = S$ et $\bigcap_{E_i \in \mathcal{F}} E_i = \emptyset$ tout en minimisant le coût total des éléments de \mathcal{F} : $\sum_{i: E_i \in \mathcal{F}} c_i$. La version décisionnelle de ce problème est NP-complet (Karp, 1972). Ce problème est rencontré dans de nombreuses applications liées aux problèmes de transport, mais aussi sur de nombreux autres domaines (Balas et Padberg, 1976). De nombreuses méthodes de résolution exactes ou approchées ont été développées pour ce problème. Les algorithmes exacts qui donnent le plus de réussite sur les instances de grande taille sont les méthodes de Branch & Bound et de Branch & Cut (Boschetti *et al.*, 2008). Nous utilisons pour le problème d'allotissement la méthode de Branch & Bound.

Le problème peut être formulé sous la forme d'un Programme Linéaire en Nombres Entiers, en utilisant les variables :

$$x_i : \begin{cases} 1 & \text{si le sous-ensemble } E_i \text{ est dans } \mathcal{F}, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

La formulation est alors :

$$\text{Min } \sum_{i=1}^n c_i \cdot x_i \tag{2.4}$$

s.c.

$$\sum_{i: s_j \in E_i} x_i = 1 \quad \forall s_j \in S; \tag{2.5}$$

$$x_i \in \{0; 1\} \quad \forall i \in \{1; \dots; n\}. \tag{2.6}$$

On notera qu'il est possible de considérer un problème de maximisation au lieu de la minimisation de manière équivalente. Pour cela il suffit de modifier les coûts en remplaçant c_i par son complément par rapport à une grande valeur, par exemple $c'_i = \max_{j=1..n} \{c_j\} - c_i$.

2.3 Quelques approches de modélisation

Nous présentons dans cette section plusieurs approches de modélisation du problème d'allotissement. Différentes hypothèses sont prises en compte selon les formulations : considération de l'équité entre les lots, considération de ratio minimum de rentabilité pour les fournisseurs. Les modèles sont formulés comme des Programmes Linéaires en Nombres Entiers (PLNE) ou à Variables Mixtes (MIP : *Mixed Integer Programming*).

2.3.1 Sans prise en compte de l'équité

Dans le cas où l'équité entre les lots n'est pas prise en compte, le problème d'allotissement consiste à trouver une partition de l'ensemble C des clients en au plus nbL^{max} lots acceptables qui maximise la somme du nombre de fournisseurs qui peuvent répondre sur chacun des lots. Dans ce cas nous présentons deux modèles, dans lesquels les fournisseurs prennent leur décision pour la réponse à un lot en se basant :

- uniquement sur leur rayon d'action dans le premier modèle noté *A-Ra* (Allotissement avec Rayon d'action) ;
- sur leur rayon d'action et leur ratio minimal de rentabilité dans le second modèle noté *A-Ra-RM* (Allotissement avec Rayon d'action et Ratio Minimum).

Formulation du problème *A-Ra*.

Comme ce problème ne considère que les rayons d'action des fournisseurs, il est possible, à partir de la matrice des distances, de pré-calculer les données suivantes :

$$m_{f,c} : \begin{cases} 1 & \text{si le fournisseur } f \text{ peut livrer le client } c \text{ (i.e. } d_{f,c} \leq RA_f), \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Nous utilisons les variables de décision suivantes, pour lesquelles les lots l ne sont pas encore définis. Il est cependant possible de borner leur nombre par nbL^{max} :

$$\begin{aligned} x_f^l &: \begin{cases} 1 & \text{si le fournisseur } f \text{ peut répondre au lot } l, \\ 0 & \text{sinon;} \end{cases} \\ x_c^l &: \begin{cases} 1 & \text{si le client } c \text{ fait partie du lot } l, \\ 0 & \text{sinon;} \end{cases} \\ x^l &: \begin{cases} 1 & \text{si le lot } l \text{ est dans la solution,} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned}$$

Le Programme Linéaire en Nombres Entiers est le suivant :

$$\text{Max} \quad \sum_{l=1}^{nbL^{max}} \sum_{f \in F} x_f^l \quad (2.7)$$

s.c.

$$\sum_{l=1}^{nbL^{max}} x_c^l = 1 \quad \forall c \in C; \quad (2.8)$$

$$\sum_{c \in C} x_c^l \geq 2 \cdot x^l \quad \forall l \in \{1; \dots nbL^{max}\}; \quad (2.9)$$

$$\sum_{f \in F} x_f^l \geq x^l \quad \forall l \in \{1; \dots nbL^{max}\}; \quad (2.10)$$

$$x^l \geq x_c^l \quad \forall c \in C, l \in \{1; \dots nbL^{max}\}; \quad (2.11)$$

$$x^l \geq x_f^l \quad \forall f \in F, l \in \{1; \dots nbL^{max}\}; \quad (2.12)$$

$$\sum_{c \in C} x_c^l \cdot (1 - m_{f,c}) \leq |E| \cdot (1 - x_f^l) \quad \forall f \in F, l \in \{1; \dots nbL^{max}\}; \quad (2.13)$$

$$x^l, x_c^l, x_f^l \in \{0; 1\} \quad \forall c \in C, f \in F, l \in \{1; \dots nbL^{max}\}. \quad (2.14)$$

L'objectif (2.7) consiste à maximiser la somme du nombre de fournisseurs qui peuvent répondre aux lots. Les contraintes (2.8) assurent que l'ensemble des lots construits forme bien une partition de l'ensemble des clients C . Les contraintes (2.9) et (2.10) garantissent que les lots construits sont acceptables, soit respectivement qu'au moins 2 clients sont dans le lot et au moins 1 fournisseur peut y répondre. Les contraintes (2.11) et (2.12) sont des contraintes liantes qui permettent qu'un lot soit dans la solution si respectivement un client en fait partie et un fournisseur peut y répondre. Les contraintes (2.13) sont des contraintes liantes qui assurent que si un fournisseur ne peut pas livrer un des clients du lot alors il n'est pas compté comme fournisseur potentiel de ce lot. Les contraintes (2.14) concernent le domaine de définition des variables de décision.

Formulation du problème *A-Ra-RM*.

Nous souhaitons à présent tenir compte des ratios minimum de rentabilité des fournisseurs. Il s'agit, pour un lot donné, de calculer son ratio de rentabilité pour chaque fournisseur afin de savoir si le fournisseur peut répondre ou non à l'appel d'offres correspondant. Ce calcul de ratio de rentabilité nécessite la connaissance de la distance minimale pour livrer l'ensemble des clients d'un lot (TSP_f^l). Il apparaît donc difficile de continuer avec un modèle qui génère les lots de la solution. En effet cela nécessiterait que le modèle fournisse la valeur de TSP_f^l pour chacun des lots et qu'il puisse prendre en compte les ratios de rentabilité R_f^l qui ne sont pas linéaires.

Il apparaît donc intéressant, d'un point de vue modélisation, de se baser sur un modèle de type partition d'ensemble. L'avantage est de considérer comme une donnée la liste des lots acceptables L , dont on connaît pour chacun des lots le nombre de fournisseurs qui peuvent y répondre nbF^l . L'inconvénient de ce type de modélisation est qu'elle suppose la génération au préalable de l'ensemble des lots acceptables. Or il y a potentiellement un nombre exponentiel (au maximum $2^{|C|}$) de lots, et pour chacun des lots il faudra calculer

les distances minimales de tournées TSP_f^l . Ce calcul revient à la résolution du problème de TSP (*Travelling Salesman Problem* ou Voyageur de Commerce) qui est NP-difficile (Garey *et al.*, 1976; Papadimitriou, 1977). Nous verrons en Section 2.4.1 comment nous traitons ces problèmes, et nous proposons pour le moment la formulation basée sur le partitionnement pour le problème *A-Ra-RM*.

Les variables de décision sont les suivantes :

$$x^l : \begin{cases} 1 & \text{si le lot } l \in L \text{ est choisi,} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

La formulation en Programme Linéaire en Nombres Entiers est la suivante :

$$\text{Max } \sum_{l \in L} nbF^l \cdot x^l \quad (2.15)$$

s.c.

$$\sum_{l \in L: c \in l} x^l = 1 \quad \forall c \in C; \quad (2.16)$$

$$\sum_{l \in L} x^l \leq nbL^{max}; \quad (2.17)$$

$$x^l \in \{0; 1\} \quad \forall l \in L. \quad (2.18)$$

L'objectif (2.15) est de maximiser la somme du nombre de fournisseurs qui peuvent répondre aux lots choisis. Les contraintes (2.16) garantissent que la solution soit bien une partition de l'ensemble des clients. La contrainte (2.17) permet de respecter le nombre maximum de lots dans la solution. Les contraintes (2.18) concernent le domaine de définition des variables de décision.

2.3.2 Avec prise en compte de l'équité

Nous nous intéressons à présent au problème d'allotissement avec prise en compte du rayon d'action et du ratio minimal de rentabilité des fournisseurs, ainsi que de l'équité des ratios de rentabilité entre les lots choisis. Ce problème est noté *A-Ra-RM-Eq*. Pour la modélisation, nous étendons le modèle *A-Ra-RM* basé sur le problème de partitionnement, en rajoutant des contraintes d'équité.

Différentes approches sont possibles afin de prendre en compte l'équité entre les ratios de rentabilité des lots. Il est possible de s'intéresser à la valeur du ratio minimal ou maximal des lots choisis. Ceci n'empêche cependant pas que certains lots aient de très forts ratios et soient donc préférés par les fournisseurs. Il est aussi possible de spécifier une valeur cible pour les ratios des lots choisis, mais il n'est pas évident de fournir une telle valeur pour n'importe quelle instance. Aussi, on peut envisager de restreindre l'écart entre les ratios minimal et maximal des lots choisis. C'est cette dernière approche que nous avons retenue

car elle permet d'éviter que quelques lots soient trop différents des autres. La mesure d'équité est donc l'écart maximal entre les ratios des lots choisis. On notera par contre qu'il n'y a aucun contrôle sur la dispersion des valeurs des ratios dans l'intervalle entre les ratios minimal et maximal. Comme l'équité entre les lots n'est pas l'objectif principal et qu'il serait difficile de le pondérer avec l'objectif de maximiser le nombre de fournisseurs, nous choisissons d'intégrer la notion d'équité comme une contrainte, avec un paramètre supplémentaire :

e^{max} : écart maximal entre les ratios de rentabilité des lots choisis.

Il est possible qu'avec une valeur donnée de e^{max} le problème *A-Ra-RM-Eq* ne soit pas réalisable. Ceci semble difficile à déterminer au préalable. Nous envisageons dans ce cas de tester différentes valeurs de e^{max} .

Pour prendre en compte l'équité dans le modèle (2.15) - (2.18), nous introduisons les variables supplémentaires suivantes :

r^{min} : valeur minimale des ratios de rentabilité des lots choisis ;

r^{max} : valeur maximale des ratios de rentabilité des lots choisis.

La formulation en MIP du problème *A-Ra-RM-Eq* est alors la suivante :

$$\text{Max} \sum_{l \in L} nbF^l \cdot x^l \quad (2.19)$$

s.c.

$$\sum_{l \in L: c \in l} x^l = 1 \quad \forall c \in C; \quad (2.20)$$

$$\sum_{l \in L} x^l \leq nbL^{max}; \quad (2.21)$$

$$x^l \cdot \left(R^l - \max_{l \in L} \{R^l\} \right) + \max_{l \in L} \{R^l\} \geq r^{min} \quad \forall l \in L; \quad (2.22)$$

$$x^l \cdot R^l \leq r^{max} \quad \forall l \in L; \quad (2.23)$$

$$r^{max} - r^{min} \leq e^{max}; \quad (2.24)$$

$$r^{max}, r^{min} \geq 0; \quad (2.25)$$

$$x^l \in \{0; 1\} \quad \forall l \in L. \quad (2.26)$$

L'objectif (2.19) est toujours de maximiser la somme du nombre de fournisseurs qui peuvent répondre aux lots choisis. Les contraintes (2.20) et (2.21) concernent respectivement le partitionnement et le nombre maximal de lots dans la solution. Les contraintes (2.22) et (2.23) sont des contraintes liantes qui permettent de définir respectivement les ratios minimal et maximal des lots choisis. La contrainte (2.24) garantit l'équité entre les lots choisis, i.e. l'écart maximal entre les ratios de rentabilité des lots choisis est respecté. Les contraintes (2.25) et (2.26) concernent le domaine de définition des variables de décision.

2.3.3 Complexité des problèmes

Nous discutons dans cette section de la complexité des trois problèmes pour lesquels nous avons proposé une formulation : *A-Ra*, *A-Ra-RM* et *A-Ra-RM-Eq*. Nous considérons les problèmes dans leur version décisionnelle, i.e. il faut décider s'il existe un allotissement (partitionnement des clients en lots viables) dont la somme des nombres de fournisseurs qui peuvent répondre aux lots choisis soit supérieure à un entier k . Pour une instance donnée, la solution du problème de décision est donc une réponse 'oui' ou 'non'. Nous cherchons à déterminer dans un premier temps si les problèmes sont dans la classe de complexité NP, classe des problèmes non déterministes polynomiaux. Pour les problèmes dans NP, on peut ensuite tenter de déterminer si les problèmes sont dans P (il existe un algorithme de résolution déterministe en temps polynomial) ou alors NP-complet, i.e. au moins aussi difficile que tout problème de la classe NP.

Pour le problème *A-Ra*, l'instance peut être décrite par un hypergraphe $H = (V, E)$ où l'ensemble des sommets V correspond à l'ensemble des clients C , et chaque hyper-arête $e \in E$ est une partie non vide de V et correspond à l'ensemble des clients que peut livrer un fournisseur. La matrice des éléments $m_{f,c}$ correspond en fait à la représentation de cet hypergraphe. Une solution consiste à fournir les lots (partition de l'ensemble C). Pour chacun des lots, il est possible, en un temps polynomial de vérifier qu'il est admissible et de calculer le nombre de fournisseurs qui peuvent y répondre. En effet un fournisseur peut répondre au lot s'il peut livrer tous les clients du lot : le lot est donc contenu dans l'hyper-arête représentative du fournisseur. Ainsi, on peut vérifier en temps polynomial qu'une solution convient pour le problème de décision, i.e. elle admet une réponse 'oui'. Donc *A-Ra* \in NP. Nous n'avons cependant pas réussi à déterminer si ce problème admet un algorithme polynomial ou si ce problème est NP-complet.

Concernant les problèmes *A-Ra-RM* et *A-Ra-RM-Eq*, si on considère que les lots admissibles et leurs caractéristiques (nombre de fournisseurs et ratio de rentabilité) ne font pas partie de l'instance, alors les problèmes ne sont pas dans NP. En effet, dans ce cas, pour une solution donnée, il faudrait calculer les caractéristiques de chacun des lots choisis. Or ceci implique le calcul de la tournée minimale TSP_f^l , qui ne peut pas être réalisée en temps polynomial car il s'agit d'un problème NP-difficile.

Cependant, si on considère à présent que les lots admissibles et leurs caractéristiques font partie de l'instance, alors les problèmes *A-Ra-RM* et *A-Ra-RM-Eq* sont dans NP. En effet, il est alors possible de vérifier en temps polynomial que les lots de la solution forment une partition, de calculer la valeur de l'objectif, et pour le problème *A-Ra-RM-Eq* que l'écart maximal entre les ratios de rentabilité est respecté. Par ailleurs, ces deux problèmes généralisent le problème de partitionnement. On peut en effet réduire le problème de partitionnement aux problèmes *A-Ra-RM* et *A-Ra-RM-Eq* en considérant que le nombre de fournisseurs d'un lot est égal au poids de la partie associée. Le problème de maximisation peut être transformé en problème de minimisation en utilisant les compléments par

rapport à une grande valeur. L'écart maximal des ratios peut être supposé infini. Comme le problème de partitionnement d'ensemble est NP-complet (Karp, 1972), *A-Ra-RM* et *A-Ra-RM-Eq* sont NP-complets si la liste des lots admissibles fait partie de l'instance. Nous noterons que dans ce cas, l'instance peut être de très grande taille car le nombre maximal de lots admissibles est de l'ordre de $2^{|C|}$.

2.4 Deux approches de résolution heuristiques

Les problèmes avec prise en compte des ratios de rentabilité étant difficiles à résoudre (voir Section 2.3.3), nous proposons dans cette section deux approches heuristiques de résolution, sans garantie de performance. La première approche consiste à générer un sous-ensemble des lots admissibles $\tilde{L} \subseteq L$ avant de résoudre le problème d'allotissement avec ces lots. La seconde approche est basée sur la méthode de génération de colonnes qui permet de générer plus de lots de manière dynamique. Des résultats expérimentaux qui mettent en évidence les bonnes performances de la seconde approche par rapport à la première sont présentés à la fin de la section.

2.4.1 Une première approche de résolution : présélection des lots

Nous étudions une première approche de résolution heuristique du problème d'allotissement. Cette approche est valable dans les cas avec et sans prise en compte de l'équité, et est basée sur des modèles de type partitionnement (*A-Ra-RM* et *A-Ra-RM-Eq*). La difficulté de ce type de modélisation est d'une part la génération de l'ensemble des lots acceptables et d'autre part la résolution avec un tel nombre de lots. Ainsi, l'approche heuristique considérée consiste à ne générer qu'un sous ensemble \tilde{L} des lots acceptables, et si possible des lots "intéressants" qui pourraient être dans la solution finale.

Par ailleurs, lors de la génération des lots, il est nécessaire de connaître la valeur d'une tournée minimale TSP_f^l pour chacun des fournisseurs. Pour cela il faut résoudre un problème de TSP qui est NP-difficile. Nous proposons alors une méthode heuristique pour calculer une approximation, notée \widetilde{TSP}_f^l .

Décider si un lot l est acceptable ou non

Étant donné un lot l , nous cherchons à savoir s'il est acceptable ou non. S'il est acceptable, on pourra calculer le nombre de fournisseurs qui peuvent y répondre nbF^l ainsi que son ratio de rentabilité R^l .

Dans un premier temps, nous nous intéressons au calcul de la distance minimale pour livrer les clients du lot l en une seule tournée. Nous notons cette distance \widetilde{TSP}^l car elle ne prend pas en compte les fournisseurs. Ceci revient à résoudre un problème de TSP. Étant donné un graphe complet $G = (N, E, d)$ avec N un ensemble de nœuds, E l'ensemble des arêtes qui connectent les nœuds, et d une fonction de poids sur les arêtes (les distances),

le TSP consiste à trouver un plus court cycle hamiltonien (cycle passant par tous les nœuds une et une seule fois) dans le graphe G . Ce cycle hamiltonien CH minimise donc la somme des distances des arêtes du cycle, i.e. $\sum_{e \in CH} d_e$. Ce problème étant NP-difficile, nous proposons une approche heuristique en deux phases :

- détermination de l'enveloppe convexe des points (à partir de leurs coordonnées) ;
- algorithme d'insertion à coût minimal pour ajouter les points restants à la tournée.

Enveloppe convexe. Un ensemble S est convexe si pour tout couple $(x; y)$ de points de S le segment $[x; y]$ est contenu dans S . L'enveloppe convexe d'un ensemble S , notée $EC(S)$, est le plus petit ensemble convexe contenant S . Dans le cas du TSP euclidien, pour toute solution optimale, les sommets appartenant à l'enveloppe convexe des points sont visités dans l'ordre dans lequel ils apparaissent dans l'enveloppe convexe (Flood, 1956). Nous notons cependant que dans notre cas, nous pouvons utiliser des distances routières. Il s'agit alors d'un TSP métrique pour lequel la propriété précédente n'est plus vérifiée. Mais l'enveloppe convexe permet tout de même de proposer un cycle initial. Par ailleurs, nous supposons connues les coordonnées (en abscisse et ordonnée) de l'ensemble des points.

Il existe plusieurs algorithmes permettant de rechercher l'enveloppe convexe d'un ensemble de n points (Leiserson *et al.*, 2001). Nous choisissons ici le parcours de Graham (Graham, 1972) pour trouver l'enveloppe convexe parce qu'il a de bonnes performances en terme de temps de calcul (complexité en $O(n \log(n))$). Le parcours de Graham repose sur un théorème des propriétés d'un polygone simple : *un polygone simple est convexe si et seulement si pour tout triplet $(p; q; r)$ de sommets consécutifs dans le sens direct, $(p; q; r)$ est un tour gauche*. L'algorithme commence par la recherche du point ayant l'ordonnée la plus faible (point pivot P) et range les autres points par ordre polaire, i.e. trie par ordre croissant les angles que font les points avec la demi-droite formée par le point pivot et l'axe horizontal. Ensuite, les triplets de points contigus sont testés : s'ils forment un tour gauche, on les garde, sinon le second point ne fait pas partie de l'enveloppe convexe et il est éliminé. Pour savoir s'il s'agit d'un tour gauche, il suffit de calculer le produit vectoriel des trois points. Si celui-ci est positif alors il s'agit d'un tour gauche. L'algorithme B.1 en Annexe B.1 donne une description plus détaillée du parcours de Graham.

Insertion à coût minimal. Une fois l'enveloppe convexe construite, nous disposons d'un cycle auquel il faut rajouter les points à l'intérieur de l'enveloppe convexe afin de construire un cycle hamiltonien. Pour cela, nous proposons d'insérer successivement des points dans le cycle déjà construit. Le point inséré est celui qui permet de minimiser la distance supplémentaire lorsque le point est ajouté au cycle. Il s'agit de l'algorithme d'insertion à coût minimal (*cheapest insertion*) dont la complexité est en $O(n^2 \log(n))$ Nicholson (1967). L'algorithme B.2 en Annexe B.1 présente plus en détail l'insertion. Cet algorithme peut prendre en entrée n'importe quel cycle avec au moins deux points, mais le fait de proposer le cycle correspondant à l'enveloppe convexe permet de réduire le nombre

de calculs tout en démarrant avec une bonne solution (notamment dans le cas euclidien).

Il est ensuite facile de calculer la distance \widetilde{TSP}^l , sur l'ensemble S des points correspondants aux clients du lot l . Le pseudo-code est présenté dans l'algorithme B.3 en Annexe B.1.

Calcul du nombre de fournisseurs nbF^l . Une fois la distance \widetilde{TSP}^l pour livrer les clients du lot l en une seule tournée calculée, nous proposons alors une approximation pour le calcul des distances \widetilde{TSP}_f^l qui intègrent le fournisseur f à la tournée. Afin de ne pas calculer une nouvelle tournée entière pour chacun des fournisseurs, l'heuristique proposée consiste à se baser sur la tournée pour les clients du lot l , et d'y intégrer le fournisseur f en considérant qu'il effectue un aller-retour vers le client le plus proche afin d'effectuer sa tournée. Il est ensuite possible de calculer les ratios de rentabilité R_f^l du lot pour chacun des fournisseurs, et de déterminer ainsi si le fournisseur peut répondre ou non au lot. Ainsi, l'algorithme 1 permet de déterminer la valeur de nbF^l .

Algorithme 2.1 : Calcul du nombre de fournisseurs qui peuvent répondre à un lot nbF^l .

Entrée : lot l .
Sortie : valeur de nbF^l .
 $S \leftarrow \text{coord}(l);$ /* Ensemble des coordonnées des clients du lot */
 $\widetilde{TSP}^l \leftarrow \text{distanceTournée}(S);$ /* cf. Algorithme B.3 */
 $nbF^l \leftarrow 0;$
Pour tout $f \in F$ **faire**
 // Calcul de la distance avec le client le plus éloigné
 $d_{max} \leftarrow \max_{c \in l} \{d_{f,c}\};$ // Le rayon d'action est-il respecté?
 Si $d_{max} \leq RA_f$ **alors**
 $\widetilde{TSP}_f^l \leftarrow \min \{1; \widetilde{TSP}^l + 2 \cdot \min_{c \in l} \{d_{f,c}\}\};$ /* \widetilde{TSP}_f^l vaut au moins 1 */
 $R_f^l \leftarrow \frac{\sum_{c \in l} CA_c}{\widetilde{TSP}_f^l};$
 // Le ratio minimum est-il respecté?
 Si $R_f^l \geq R_f^{min}$ **alors**
 $nbF^l \leftarrow nbF^l + 1;$ /* Le fournisseur peut répondre au lot */
 $F^l.\text{ajouter}(f);$ /* On ajoute le fournisseur à la liste */
 FinSi
 FinSi
FinPour
retourner nbF^l

Il est à présent facile de décider si un lot l est acceptable ou non, en se basant sur le nombre de clients du lot, et le nombre de fournisseurs qui peuvent y répondre. Le détail est donné dans l'algorithme B.4 en Annexe B.1.

Algorithme de présélection des lots

L'idée de base de cette présélection de lots est de proposer un nombre de lots limité par le paramètre $nb\tilde{L}^{max}$. Les problèmes *A-Ra-RM* ou *A-Ra-RM-Eq* peuvent ensuite être résolus avec les lots présélectionnés. Il n'y a cependant pas de garantie sur la qualité de la solution ainsi trouvée.

Les lots sont construits de manière évolutive en sélectionnant aléatoirement un client, ce qui constitue un lot de base (qui n'est pas acceptable). Puis de manière itérative on essaye de rajouter un client au lot actuel et on ajoute ce lot à la liste des lots \tilde{L} . Lorsqu'il n'est plus possible de rajouter un lot acceptable, on réitère en sélectionnant aléatoirement un nouveau client.

Recherche d'un client à ajouter au lot courant. Dans un premier temps, nous nous intéressons à la recherche d'un nouveau lot. A partir d'un lot courant qui vient d'être ajouté à la liste des lots L , nous souhaitons créer un nouveau lot acceptable avec un établissement supplémentaire. Nous notons qu'il serait possible de créer un lot non acceptable en espérant qu'il devienne acceptable avec l'ajout d'autres clients, mais ceci n'est pas étudié. Nous proposons trois types de recherche d'un client à ajouter dans un lot : une recherche aléatoire, une recherche qui a pour objectif de maximiser le ratio de rentabilité R^l du lot, et une recherche qui a pour objectif de maximiser le nombre de fournisseurs qui peuvent répondre au lot nbF^l . Une description plus détaillée est proposée dans les algorithmes B.5, B.6 et B.7 en Annexe B.2.

Génération des lots. A partir des algorithmes de recherche d'un client à ajouter à un lot, il est possible de définir l'algorithme de génération des lots. Afin de diversifier les recherches de nouveaux clients, nous autorisons l'utilisation des trois méthodes de recherche, dont on peut définir le taux souhaité d'utilisation. Par ailleurs, dans l'algorithme de génération de lots, les lots sont au départ constitués d'un seul client avant d'être élargis. Afin de diversifier la recherche des lots, nous nous attacherons à équilibrer le nombre de fois où chacun des clients est pris comme départ de la création des lots. L'algorithme 2 présente le détail de la génération des lots.

Après avoir généré au plus $nb\tilde{L}^{max}$ lots, il est possible de résoudre les problèmes *A-Ra-RM* ou *A-Ra-RM-Eq*, restreints avec l'ensemble de lots générés \tilde{L} . La solution obtenue est optimale pour le problème restreint, mais sans garantie pour le problème global qui supposerait la connaissance de l'ensemble des lots acceptables L .

2.4.2 Une approche par génération de colonnes pour la résolution

L'algorithme de présélection des lots peut fournir une solution réalisable au problème *A-Ra-RM-Eq*, mais il n'y a aucune garantie sur le fait qu'une solution réalisable soit trouvée ni sur la qualité de la solution trouvée. Le nombre de lots générés durant cet

Algorithme 2.2 : Génération de $nb\tilde{L}^{max}$ lots.

Entrée : nombre maximal de lots à générer $nb\tilde{L}^{max}$, nombre maximal de départs avec un lot à un client $nbDep^{max}$, taux d'utilisation des méthodes de recherche (α, β) .

Sortie : un ensemble de lots acceptables \tilde{L} .

```

 $\tilde{L} \leftarrow \emptyset;$                                 /* Ensemble des lots acceptables */
 $l \leftarrow \emptyset;$                             /* Lot courant */
 $iter \leftarrow 0;$ 
 $nbDep \leftarrow [0; \dots; 0];$  /* Tableau indexé par les éléments de  $C$  pour indiquer le
nombre de départ avec chaque client */
Tant que  $iter < nbDep^{max}$  &&  $\tilde{L}.taille() < nb\tilde{L}^{max}$  faire
     $C_{rest} \leftarrow C;$ 
    // Tirage d'un premier client pour constituer un lot
     $c_{ajout} \leftarrow C.elemAlea();$                 /* Recherche aléatoire d'un client */
    Tant que  $nbDep[c_{ajout}] > \frac{iter}{|C|}$  faire
        |  $c_{ajout} \leftarrow C.elemAlea();$ 
    FinTantque
     $nbDep[c_{ajout}] \leftarrow nbDep[c_{ajout}] + 1;$ 
     $C_{rest}.retirer(c_{ajout});$ 
     $l \leftarrow c_{ajout};$ 
    Tant que  $!C_{rest}.estVide() \&\& \tilde{L}.taille() < nb\tilde{L}^{max}$  faire
        // Recherche d'un nouveau client à ajouter au lot
         $prop \leftarrow alea(0, 1);$                 /* Nombre réel aléatoire entre 0 et 1 */
        Si  $prop < \alpha$  alors
            |  $c_{ajout} \leftarrow rechercheClientAlea(l, C_{rest});$                 /* cf Algorithme B.5 */
        sinon si  $prop < \alpha + \beta$  alors
            |  $c_{ajout} \leftarrow rechercheClientMaxRatio(l, C_{rest});$                 /* cf. Algorithme B.6 */
        sinon
            |  $c_{ajout} \leftarrow rechercheClientMaxFournisseurs(l, C_{rest});$  /* cf. Algorithme B.7 */
            | */
        FinSi
        Si  $c_{ajout}! = \emptyset$  alors
            |  $l.ajouter(c_{ajout});$ 
            |  $\tilde{L}.ajouter(l);$ 
            |  $C_{rest}.retirer(c_{ajout});$ 
        sinon
            | arrêt ;                                /* Aucun lot acceptable trouvé */
        FinSi
    FinTantque
     $iter \leftarrow iter + 1;$ 
FinTantque
retourner  $\tilde{L};$ 

```

l'algorithme est limité car il ne faut pas que le MIP soit de trop grande taille pour être résolu en un temps raisonnable. Ainsi, sur des instances de petite taille, on peut être intéressé par une recherche plus exhaustive des lots admissibles. Pour des instances de grande taille, il nous faut une méthode qui permette d'améliorer la solution obtenue avec l'algorithme de présélection des lots. Nous proposons ici une approche par génération de colonnes.

Présentation générale de la génération de colonnes

La génération de colonnes est une méthode pour résoudre des problèmes formulés en Programme Linéaire (PL) de grande taille, i.e. avec un nombre exponentiel de variables. De telles formulations peuvent être obtenues par une décomposition de Dantzig-Wolfe (Dantzig et Wolfe, 1960), qui consiste à exprimer un problème d'optimisation comme une combinaison convexe des points extrêmes du polyèdre associé à l'espace réalisable du problème. Pour de tels Programmes Linéaires, il n'est pas possible de représenter explicitement l'ensemble des variables et d'appliquer l'algorithme du simplexe pour résoudre le problème. Cependant, on sait que le nombre de colonnes en base (qui peuvent avoir une valeur non nulle) est égal au nombre de contraintes. Ainsi, seul un nombre restreint de colonnes apparaissent dans une solution optimale. Le principe de la génération de colonnes est donc de trouver, de manière itérative, cet ensemble restreint de colonnes qui permettent d'obtenir une solution optimale.

Le principe de la génération de colonnes vient de Ford et Fulkerson (1958) qui suggèrent de résoudre un problème de multi-flot sans énumérer l'ensemble des variables. Dantzig et Wolfe (1960) ont ensuite décrit plus précisément le processus d'ajout de colonnes pour la résolution d'un Programme Linéaire. La première application de la génération de colonnes est proposée par Gilmore et Gomory (1963) sur le problème de découpe de rouleaux (*cutting stock problem*), considéré comme le problème de référence pour cette technique.

L'objectif de la génération de colonnes est donc de résoudre un PL avec un grand nombre de variables, appelé Problème Maître (PM) et formulé comme :

$$\text{Max} \quad \sum_{j \in J} c_j \cdot \lambda_j; \quad (2.27)$$

$$\text{s.c.} \quad \sum_{j \in J} a_j \cdot \lambda_j \leq b; \quad (2.28)$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad \forall j \in J. \quad (2.29)$$

Nous présentons ici la méthode sur un problème de maximisation. L'ensemble des colonnes est $\{a_j | j \in J\}$, et nous supposons qu'une colonne a_j peut aussi être définie par son indice j . Si l'on veut résoudre le PM avec l'algorithme du simplexe, à chaque itération il faudrait chercher dans l'ensemble des variables hors base une variable à rentrer dans la base. Soit u le vecteur des valeurs des variables duales de la solution courante, alors la variable (colonne) à faire rentrer dans la base est indiquée par $\text{argmax}\{\bar{c}_j = c_j - u^T \cdot a_j | j \in J\}$. Elle

correspond à la variable de coût réduit maximal (problème de maximisation). Cependant, comme l'ensemble J est de très grande taille, cette recherche explicite d'une variable hors base est impossible en pratique. Ainsi, l'idée est de considérer un Problème Maître Restreint ($\text{PMR}(J')$) avec un sous-ensemble $J' \subset J$ de colonnes. Le $\text{PMR}(J')$ est alors formulé comme :

$$\text{Max} \quad \sum_{j \in J'} c_j \cdot \lambda_j; \quad (2.30)$$

$$\text{s.c.} \quad \sum_{j \in J'} a_j \cdot \lambda_j \leq b; \quad (2.31)$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad \forall j \in J'. \quad (2.32)$$

Nous supposons de plus qu'il est possible de décrire les colonnes de manière implicite, comme des éléments d'un ensemble A . Une fois le $\text{PMR}(J')$ résolu, la solution est notée $\bar{\lambda}$ et la solution duale \bar{u} , et le calcul de $\bar{c}^* = \max \{c(a) - \bar{u}^T \cdot a \mid a \in A\}$ donne la valeur du coût réduit maximal des variables dans $J \setminus J'$ (dans J' nous avons une solution optimale donc tous les coûts réduits sont négatifs ou nuls). Ce calcul consiste en un sous-problème (SP) d'optimisation, qui permet de ne pas expliciter l'ensemble des colonnes. Ainsi, si $\bar{c}^* \leq 0$, aucun coût réduit n'est positif, et donc la solution $\bar{\lambda}$ est une solution du PM de départ. Si $\bar{c}^* > 0$, il faut ajouter une colonne de A de coût réduit positif dans le $\text{PMR}(J')$. Cette colonne est en général fournie, de manière implicite, par le sous-problème. Ensuite, de manière itérative, le $\text{PMR}(J')$ est résolu à nouveau. La Figure 2.3 présente un schéma descriptif de l'algorithme de génération de colonnes.

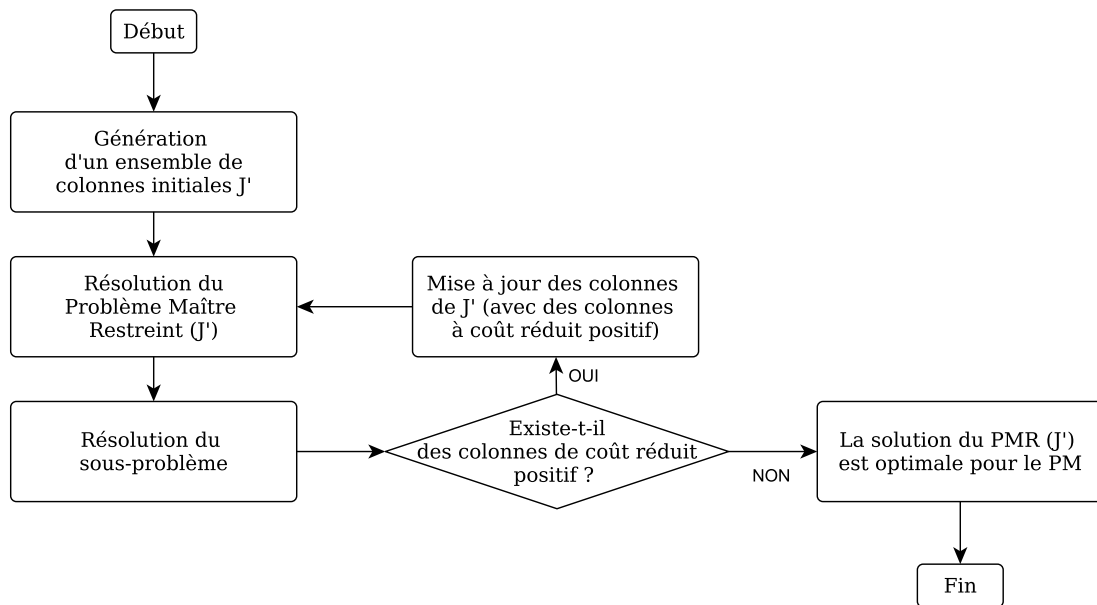


FIGURE 2.3 – Principe de l'algorithme de génération de colonnes (dans le cas de la maximisation).

Nous notons que l'idée principale de la génération de colonnes réside dans la formulation du sous-problème qui ne doit pas considérer une énumération explicite des colonnes. Par exemple pour un problème de partitionnement, une colonne représente une partition, et le sous-problème ne doit donc pas considérer l'ensemble des parties, mais construire une partie de coût réduit minimal à partir de l'ensemble des éléments. De plus, le sous-problème doit permettre de déterminer s'il existe ou non des colonnes de coût réduit positif, donc on peut s'intéresser à la colonne de coût réduit maximal. Mais il est aussi possible de terminer la résolution du sous-problème dès qu'une colonne de coût réduit positif est trouvée (sans le caractère maximal) et d'insérer cette colonne dans l'ensemble J' . Ainsi, des techniques heuristiques peuvent être utilisées pour la résolution du sous-problème. On notera que pour avoir une garantie d'optimalité, il faut pouvoir garantir à la fin de l'algorithme qu'il n'existe plus de colonnes à coût réduit positif. Par ailleurs, il est possible de rajouter plusieurs colonnes de coût réduit positif à l'ensemble J' des colonnes du PMR, et afin de limiter la taille du PMR il est aussi possible de retirer certaines colonnes de J' .

Cependant, nous notons que l'algorithme de génération peut présenter des problèmes de stabilisation des valeurs duales qui peuvent accroître très fortement le temps de résolution (Ben Amor *et al.*, 2009). De plus, comme il n'y a pas de garantie sur le nombre de colonnes à rajouter ni sur la rapidité de terminaison, il est possible de proposer des approches heuristiques qui considèrent comme critère d'arrêt le nombre de colonnes générées ou un écart minimal sur la fonction objectif entre k itérations.

Pour résoudre des problèmes avec des variables entières (PLNE), l'algorithme de génération de colonnes ne s'applique que sur la relaxation linéaire du problème. Ainsi, il est possible, dans un algorithme de Branch & Bound, d'utiliser la génération de colonnes pour évaluer chacun des nœuds de l'arbre de recherche. On parle alors d'algorithme de Branch & Price. Cependant, la performance d'une telle approche n'est pas très bonne s'il faut un grand nombre d'itérations de l'algorithme de génération de colonnes pour prouver l'optimalité du Programme Linéaire. Des approches plus performantes sont proposées dans la littérature (Vanderbeck et Wolsey, 1996). Barnhart *et al.* (1998) expliquent que ces techniques exactes sont coûteuses en temps de calcul et non triviales à implémenter, et donc des techniques de Branch & Price heuristiques sont souvent implémentées. Par exemple, on peut se référer au travail de Barnhart *et al.* (1994) sur le problème du pairing d'équipage pour les longs courriers, dans lequel de très bons résultats sont obtenus en appliquant la génération de colonnes uniquement au nœud racine de l'arbre de Branch & Bound. Nous proposons une approche similaire pour le problème d'allotissement.

Proposition pour la résolution du problème d'allotissement

Le problème d'allotissement avec prise en compte des ratios minimum de rentabilité des fournisseurs est formulé comme un problème de partitionnement avec un nombre exponentiel de variables (l'ensemble des lots acceptables). Ainsi, il semble naturel d'utiliser un algorithme basé sur la génération de colonnes pour sa résolution.

La technique de génération de colonnes est généralement appliquée sur des problèmes formulés comme des problèmes de partitionnement car ils possèdent de meilleures relaxations linéaires qu'avec une formulation compacte (Barnhart *et al.*, 1998). Mais le problème *A-Ra-RM-Eq* présente des contraintes supplémentaires liées à l'équité entre les ratios de rentabilité des lots choisis. Les contraintes liantes (2.22) liées au ratio minimal utilisent la valeur $\max_{l \in L} \{R^l\}$ qui peut être très élevée. Or d'après les contraintes (2.22), on a $r^{min} \leq \min_{l \in L} \left\{ x^l \cdot R^l + (1 - x^l) \cdot \max_{l \in L} \{R^l\} \right\}$. Si $0 < x^l < 1$ et R^l est faible, alors la valeur de r^{min} dans la relaxation linéaire peut être très éloignée de la valeur de r^{min} du problème en nombres entiers.

De plus, il nous semble difficile d'exprimer le sous-problème de recherche d'une colonne (un lot acceptable) de coût réduit maximal. En effet, il faut connaître le ratio de rentabilité d'un lot pour connaître le nombre de fournisseurs du lot (afin de déterminer si le lot est acceptable ou non et afin de connaître son coût dans la fonction objectif). Il faudrait d'une part pouvoir exprimer la recherche d'un cycle dont on ne connaît aucun des sommets ni leur nombre ; et d'autre part le ratio est difficilement exprimable de façon linéaire en fonction des arcs sélectionnés pour la tournée.

Afin de palier aux deux problèmes mentionnés ci-dessus, nous proposons une approche qui consiste à résoudre un problème dont l'objectif est exprimé de manière différente. Nous ne considérons plus l'écart des ratios de rentabilité comme une contrainte. Les ratios sont intégrés à la fonction objectif d'une manière différente : il faut minimiser l'écart du ratio de chacun des lots choisis par rapport à un ratio cible (ou ratio objectif). Ceci permet de se passer des contraintes liantes qui posent problème, avec une fonction objectif qui s'exprime linéairement en fonction des lots choisis. Nous notons qu'il s'agit alors d'un problème multi-critères pour lequel nous proposons de pondérer le critère lié aux ratios : différentes valeurs peuvent être testées. Pour la résolution du sous-problème, nous proposons une approche heuristique dans laquelle nous cherchons des lots acceptables de coût réduit positif. Si, selon les critères d'arrêt aucun lot acceptable n'est trouvé alors la recherche d'une nouvelle colonne s'arrête, et le problème initial (avec la contrainte d'écart entre les ratios) est résolu avec uniquement les colonnes L' du dernier Problème Maître Restreint.

Afin de présenter le Problème Maître Restreint que nous utilisons, nous introduisons les nouveaux paramètres suivants :

- L' : ensemble des lots (colonnes) du PMR(L') ;
- r_{obj} : ratio de rentabilité à atteindre pour les lots choisis ;
- p_{obj} : coût de pénalité unitaire associé à la déviation du ratio objectif.

Le PMR(L') peut alors être formulé grâce au PL suivant :

$$\text{Min } \sum_{l \in L'} nbF^l \cdot x^l - p_{obj} \cdot \sum_{l \in L'} \left(\left| R_{obj} - R^l \right| \cdot x^l \right) \quad (2.33)$$

s.c.

$$\sum_{l \in L': c \in l} x^l = 1 \quad \forall c \in C; \quad (2.34)$$

$$\sum_{l \in L'} x^l \leq nbL^{max}; \quad (2.35)$$

$$x_l \geq 0 \quad \forall l \in L'. \quad (2.36)$$

L'objectif (2.33) consiste à maximiser le nombre de fournisseurs des lots choisis moins les pénalités proportionnelles à l'écart absolu entre les ratios de rentabilité des lots choisis et le ratio objectif. Les contraintes (2.34) correspondent au partitionnement. La contrainte (2.35) permet de respecter le nombre maximal de lots choisis. Les contraintes (2.36) signifient que les variables sont réelles car nous travaillons sur une version relaxée du problème afin d'appliquer la génération de colonnes. Soient u_c les variables duales associées aux contraintes (2.34), et $u_{nbL^{max}}$ la variable duale associée à la contrainte (2.35), alors le coût réduit pour un lot l est donné par

$$\bar{c}_l = nbF^l - p_{obj} \cdot |R_{obj} - R^l| - \sum_{c \in l} u_c - u_{nbL^{max}}. \quad (2.37)$$

Comme nous modifions la fonction objectif lors de la génération de colonnes, il n'est pas évident de trouver les valeurs de r_{obj} et p_{obj} qui permettent d'obtenir la meilleure solution pour le problème *A-Ra-RM-Eq*. Ainsi, l'algorithme B.12 en Annexe B.3 présente les différents paramètres que l'on peut faire varier (r_{obj} , p_{obj} et le nombre de colonnes que l'on tente de rajouter à chaque itération). La modification de l'ensemble L' des colonnes du $\text{PMR}(L')$ est présentée dans l'algorithme B.9 en Annexe B.3. Ensuite, la génération de colonnes est décrite de manière générale dans l'algorithme 3. Comme nous n'avons pas formulé le problème de recherche de colonne à coût réduit maximal comme un problème d'optimisation, la recherche de colonnes est présentée dans l'algorithme B.11 en Annexe B.3. L'idée de base est de rechercher des lots à coût réduit positif dans une liste de lots déjà mémorisés. S'il reste des lots à chercher, nous proposons de construire des lots de différentes tailles à partir des valeurs duales de la solution du $\text{PMR}(L')$. Cette recherche est présentée dans l'algorithme B.10 en Annexe B.3. De plus, si nous ne trouvons pas de lot avec un coût réduit positif, nous proposons de garder en mémoire le lot avec un coût réduit maximal, puis de tester si en ajoutant ou supprimant un client il est possible de trouver un lot de coût réduit positif. Cette étape est expliquée plus en détail dans l'algorithme B.8 en Annexe B.3.

2.4.3 Comparaison expérimentale des deux approches de résolution

Des tests ont été menés afin de comparer le comportement des deux méthodes de résolution. L'ensemble d'instances considéré permet de tester l'influence de la taille de l'instance et de la valeur de l'écart maximal entre les ratios des lots choisis sur les méthodes de résolution.

Algorithme 2.3 : Algorithme à base de génération de colonnes.

Entrée : $nbCol$ le nombre de colonnes à rajouter à chaque itération, R_{obj} le ratio objectif, p_{obj} la pénalité en cas de déviation de R_{obj} , nombre maximal d'itération $nbIter^{max}$, taille maximale de la liste des lots en mémoire T^{max} , $nbColL'$ le nombre colonnes dans L' .

Sortie : valeur de la solution du problème $A-Ra-RM-Eq$.

$L' \leftarrow creationListeLots(nbColL')$; /* On crée $nbColL'$ lots de manière aléatoire (avec possibilité de recherche de l'établissement le plus proche) */

$z \leftarrow 0$; /* Valeur objectif courante */

$z^* \leftarrow 0$; /* Meilleure valeur objectif */

$nbIter \leftarrow 0$;

$L_{mem} \leftarrow initialisationLots()$; /* Recherche de k lots de petite taille */

// Critères d'arrêt

Tant que $nbIter < nbIter^{max}$ && $L_{mem}.taille() < T^{max}$ **faire**

$z \leftarrow resolutionRObj(L')$; /* Résolution de $PMR(L')$ */

$z^* \leftarrow \max\{z; z^*\}$;

 // Modification de L' et L_{mem} avec rechercheColonnes

Si $rechercheColonnes() \leq 0$ **alors** /* cf. Algorithme B.11 */

arrêt ; /* Si aucune colonne n'est trouvée on arrête */

FinSi

$nbIter \leftarrow nbIter + 1$;

FinTantque

retourner z^* ;

Description des instances

Nous considérons un ensemble de 50 instances paramétrées par le nombre de clients ($|C|$), le nombre de fournisseurs ($|F|$) et l'écart maximal entre les ratios des lots choisis (e^{max}). Elles sont nommées $|C| - |F| - e^{max}$. Les valeurs testées sont décrites dans la Table 2.1. Ces instances sont basées sur des données aléatoires, mais leur structure correspond à ce qui est constaté sur le terrain et présenté dans la Section 2.5. Les chiffres d'affaires de chacun des clients est donné par $CA_c = 10 \cdot U(20; 180)$ avec $U(a; b)$ la loi uniforme entre a et b . Le ratio minimal de rentabilité des fournisseurs est $R_{min}^f = 8$. Le rayon d'action des fournisseurs est $RA_f = 75$ pour les instances avec 100 clients et $RA_f = 60$ pour les autres instances. Les distances entre clients et entre fournisseurs et clients sont présentées de manière synthétique dans la Table 2.2. On remarquera notamment que dans les instances avec 100 clients, les fournisseurs sont assez éloignés des clients. Les valeurs liées aux lots ($\widetilde{TSP}_f^l, R_f^l, nbF^l, R^l$) sont calculées d'après ce qui est présenté dans la Section 2.4.1. Le nombre maximal de lots choisis n'est pas contraint, i.e. on a $nbL^{max} = \frac{|C|}{2}$.

$ C - F $	12-6	20-9	40-20	40-30	60-10	60-30	60-45	100-15	100-30	100-50
				e^{max}	2	5	10	20	50	

TABLE 2.1 – Valeurs de $|C| - |F|$ d'une part et de e^{max} d'autre part des instances considérées.

Instance		12-6	20-9	40-20	40-30	60-10	60-30	60-45	100-15	100-30	100-50
d_{c_1, c_2}	maximum	114	122	125	124	136	136	136	149	149	149
	moyenne	52	44	45	45	54	54	54	55	55	55
	écart-type	32	30	28	28	30	30	30	30	30	30
$d_{f, c}$	maximum	103	103	146	142	161	142	142	232	232	232
	moyenne	53	49	57	62	60	58	56	98	99	97
	écart-type	26	24	32	28	33	28	28	46	46	45

TABLE 2.2 – Distances entre clients (d_{c_1, c_2}) et clients fournisseurs ($d_{f, c}$) : valeurs maximales, moyennes et écarts-types.

Temps de calcul

Les deux méthodes étudiées ont été implémentées avec le langage Java, en faisant appel à la librairie Java de CPLEX 12.2 pour la résolution des PL et MIP. Le processeur est un Intel Xeon 2,4 GHz avec 25 Go de mémoire RAM. Pour la présélection des lots, le critère d'arrêt pour la génération est un nombre maximal de lots $nb\tilde{L}^{max} = 10000$ et un nombre de départs maximal $nbDep^{max} = 100$. Ensuite, pour la résolution du MIP, le critère d'arrêt est un temps de calcul inférieur à 600 secondes. Concernant l'approche par génération de colonnes, les critères d'arrêt sont :

- un nombre d’itérations inférieur à $nbIter^{max} = 200$,
- ou une liste de colonnes mémorisées de taille inférieure à $T^{max} = 1000 \cdot |C|$,
- ou un temps de calcul inférieur à 60 secondes.

Le nombre de colonnes dans le Problème Maître Restreint est $nbColL' = 10 \cdot |C|$, ce qui représente 10 fois le nombre de contraintes et permet de garder un nombre de colonnes plus grand que nécessaire, mais qui reste restreint pour que le PL ne soit pas de trop grande taille. Pour le MIP final, le critère d’arrêt est un temps de calcul inférieur à 60 secondes. De plus, pour chacune des instances, neuf triplets $(nbCol, p_{obj}, R_{obj})$ sont testés, et la meilleure solution est retenue. Les valeurs testées sont $nbCol \in \{1; 5; 10\}$, $p_{obj} \in \{2; 10; 50\}$ et $R_{obj} \in \{10, 20, 30\}$. Pour fixer la valeur de R_{obj} , nous nous sommes servis des résultats avec la méthode présélection des lots pour avoir une idée des ratios des lots choisis.

Les temps de calcul processeur sont présentés en détail en Annexe B dans les Tables B.1 et B.2. Les temps de génération des lots (par la présélection ou génération de colonnes) et les temps de résolution des PLNE sont aussi donnés. Pour la méthode de présélection des lots, sur certaines instances, marquées par *, il arrive que la solution ne soit pas réalisable (l’écart maximal entre les ratios e^{max} n’est pas respecté). Nous présentons cependant les temps de calcul pour ces instances. La Table 2.3 présente le temps de calcul de la génération de colonnes $t_{gen.col.}$ par rapport à celui de la présélection des lots $t_{preselec.}$, soit $t_{rel} = \frac{t_{gen.col.} - t_{preselec.}}{t_{preselec.}}$. Ainsi, si t_{rel} est négatif cela signifie que la méthode de génération de colonnes a été plus rapide.

Instance	e^{max}				
	2	5	10	20	50
12-6	-40,72	-57,50	-73,66	-75,68	-75,93
20-9	-83,29	-84,52	-34,61	-40,85	-22,56
40-20	-65,54	-14,60	111,07	95,22	72,14
40-30	-70,84	-29,25	31,53	223,47	210,88
60-10	8,05*	59,11	154,78	292,54	317,93
60-30	34,79*	5,03	132,00	103,92	224,58
60-45	75,02*	-8,25*	116,50	131,08	177,43
100-15	345,76*	250,75*	230,87*	226,53	210,22
100-30	376,48*	248,52*	216,51*	212,08	197,29
100-50	123,31*	96,00*	92,00*	149,41	164,71

TABLE 2.3 – Temps de calcul relatifs t_{rel} (en %) entre la présélection des lots et la génération de colonnes.

Nous constatons qu’au niveau des temps de résolution, la génération de colonnes nécessite moins de temps processeur pour les instances de petite taille et plus de temps pour les instances de grande taille. En moyenne, le temps de calcul est doublé avec la

génération de colonnes. Nous pouvons avancer deux explications pour les temps de calcul plus élevés. D'une part, sur les instances de grande taille la méthode de présélection des lots est limitée par le nombre de lots générés, afin de pouvoir résoudre le PLNE en un temps raisonnable. D'autre part la méthode basée sur la génération de colonnes teste 27 jeux de paramètres avec les valeurs de $nbCol$, p_{obj} et R_{obj} , ce qui augmente d'autant le temps de calcul.

Qualité des solutions

Nous présentons ici les résultats liés à la qualité des solutions obtenues. La Table 2.4 présente la valeur relative de la fonction objectif (la somme sur les lots choisis du nombre de fournisseurs qui peuvent y répondre) avec la méthode basée sur la génération de colonnes $z_{gen.col.}$ par rapport à la méthode de présélection des lots $z_{preselec.}$. Ainsi, la Table 2.4 présente la valeur de $z_{rel} = \frac{z_{gen.col.} - z_{preselec.}}{z_{preselec.}}$. Il est possible qu'aucune solution réalisable ne soit trouvée si les lots générés ne permettent pas de former une partition, ou ne permettent pas de former une partition qui respecte l'écart maximal entre les ratios de rentabilité. Si une solution a été trouvée avec la génération de colonnes mais pas avec la présélection des lots, un ∞ est donc indiqué.

Instance	e^{max}				
	2	5	10	20	50
12-6	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
20-9	-14,63	-4,44	0,00	-3,64	-1,75
40-20	18,55	16,27	9,34	3,02	2,45
40-30	28,47	16,35	14,54	4,74	4,31
60-10	∞	28,00	17,65	6,72	4,41
60-30	∞	66,02	26,93	16,88	12,25
60-45	∞	∞	37,55	18,54	13,86
100-15	∞	∞	∞	61,29	61,94
100-30	∞	∞	∞	77,49	75,91
100-50	∞	∞	∞	77,73	59,16

TABLE 2.4 – Valeur relative de la fonction objectif z_{rel} (en %) avec la méthode de génération de colonnes par rapport à la présélection des lots.

Nous constatons donc que la méthode de génération de colonnes permet globalement d'obtenir de biens meilleurs résultats que la méthode de présélection des lots. La seule exception est l'instance 20 – 9 pour laquelle les résultats sont inférieurs. Pour cette taille d'instance, la méthode de présélection des lots a l'avantage de pouvoir générer une proportion très importante de l'ensemble des lots admissibles. Par ailleurs, sur les instances de grande taille, la méthode de génération de colonnes permet d'obtenir une solution

réalisable, ce qui n'était pas toujours le cas avec la présélection des lots.

Synthèse

Pour la résolution d'instances de grande taille, il apparaît donc que la méthode de présélection des lots n'est pas envisageable. En effet, pour avoir de meilleurs résultats, il faudrait augmenter le nombre de lots générés, ce qui augmenterait grandement le temps de résolution du MIP. La méthode basée sur la génération de colonnes donne de biens meilleurs résultats sur les grandes instances. Cependant, nous n'avons pas pour le moment de garantie sur la qualité de ces résultats. Par ailleurs, les temps de résolution sont assez longs. Ceci provient des multiples résolutions effectuées avec différents paramètres. Il semble donc intéressant d'améliorer la méthode basée sur la génération de colonnes en ajustant les paramètres de manière dynamique au cours de la résolution. En effet, avec une première solution entière, il est possible d'affiner les valeurs de p_{obj} et R_{obj} puis de poursuivre la génération de colonnes.

2.5 Étude de cas : approvisionnement en viandes sur la région Rhône-Alpes

2.5.1 Situation actuelle et enjeux

L'étude du problème d'allotissement géographique provient d'une étude de cas proposée par la Chambre Régionale d'Agriculture de la Région Rhône-Alpes (CRA-RA). Cette étude se focalise sur les produits de type viande fraîche (agneau, bœuf et porc, volaille) livrés aux restaurations collectives scolaires sur la région. Le constat actuel met en évidence des problèmes aussi bien pour les fournisseurs que pour les clients. D'une part les producteurs de viande localisés dans la région ont des difficultés économiques et ils sont à la recherche de nouveaux clients en circuits courts. Les restaurations collectives scolaires sont des clients potentiellement intéressants de par leur chiffre d'affaires élevé et la régularité des livraisons. Cependant, elles fonctionnent par des appels d'offres auxquels les fournisseurs locaux ne sont pas forcément habitués. D'autre part, les restaurations collectives sont intéressées pour être livrées en produits locaux, et sont sollicitées par la région pour intégrer ce type de livraison. Elles sont légalement obligées de mettre en place un processus d'appel d'offres pour sélectionner leurs fournisseurs. Mais les groupements d'achats n'ont pas l'habitude de travailler avec ce type de fournisseurs, et il se pose donc le problème de réaliser un allotissement géographique qui permette à un maximum de fournisseurs de pouvoir répondre aux appels d'offres. De plus, le budget des restaurations est limité et il faut donc que les lots proposés soient suffisamment rentables pour les fournisseurs pour qu'ils acceptent d'y répondre. Par ailleurs, les groupements d'achats doivent veiller à un traitement équitable des adhérents. Ceci se traduit par des lots qui présentent des caractéristiques de rentabilité économique similaires. Si cet allotissement peut être

réalisé, cela permet de favoriser la concurrence entre les producteurs, en y incluant les producteurs locaux. Ces derniers sont alors en capacité de remporter des appels d'offres.

Ainsi, la CRA-RA anime un groupe de travail qui rassemble à la fois des organisations interprofessionnelles de la viande qui représentent les fournisseurs et des représentants des établissements scolaires de la région (collèges et lycées). L'objectif de ce groupe de travail est de fournir un outils d'aide à la décision aux groupements d'achats afin qu'ils puissent passer des appels d'offres qui permettent aux fournisseurs locaux de pouvoir y répondre. Pour le moment l'étude porte plus spécifiquement sur les départements de la Drôme et de l'Ardèche, pour lesquels un groupement d'achats gère chacun des départements. Nous pouvons cependant proposer des solutions dans l'hypothèse où les deux départements seraient gérés par un seul groupement.

2.5.2 Présentation des instances étudiées

Nous étudions dans cette étude de cas 81 instances au total. Les instances varient selon les 4 paramètres suivants :

- la catégorie de viande Cat qui peut être 'agneau' (Ag), 'bovin et porc' ($B+P$) ou 'volaille' (Vo);
- la zone géographique considérée $Zone$, qui peut être 'Ardèche' (7), 'Drôme' (26) ou 'Drôme et Ardèche' (26+7);
- l'écart maximal entre les ratios de rentabilité des lots choisis $e^{max} \in \{2; 5; 20\}$;
- le nombre maximal de lots choisis $nbL^{max} \in \{5; 8; 12; 20\}$.

Les instances seront nommées $Cat-Zone-e^{max}-nbL^{max}$. Dans le cas où la zone géographique est Ardèche ou Drôme, le cas avec 20 lots n'est pas testé car à l'échelle d'un département cela représente trop de lots pour les groupements d'achats d'un seul département. Les représentations graphiques de ces instances sont présentées dans les Figures 2.4, 2.5 et 2.6.

Pour chacune des catégories de viande et des zones géographiques, la taille de l'instance (nombre de clients et de fournisseurs) est donnée dans la Table 2.5. Nous connaissons de plus la position et le chiffre d'affaires par livraison des clients (collèges et lycées des départements de la Drôme et de l'Ardèche). Le chiffre d'affaires est calculé comme la demande annuelle multipliée par le prix moyen d'achat et divisée par le nombre annuel de livraisons. Pour les fournisseurs, une enquête réalisée par les interprofessionnels de la viande a permis de déterminer une liste de fournisseurs potentiels, avec leur rayon d'action. Pour les ratios de rentabilité, nous avons considéré 6€/km pour les fournisseurs avec un rayon d'action inférieur à 250 km, et un ratio de rentabilité de 4€/km pour les fournisseurs avec un rayon d'action au delà de 250 km. Si on considère, comme dans le Chapitre 1 que le coût de transport est de 0,80€/km, alors ces ratios signifient que le transport représente au maximum respectivement 15% et 20% du chiffre d'affaires. Ces données restent cependant à affiner par l'intermédiaire des interprofessionnels.

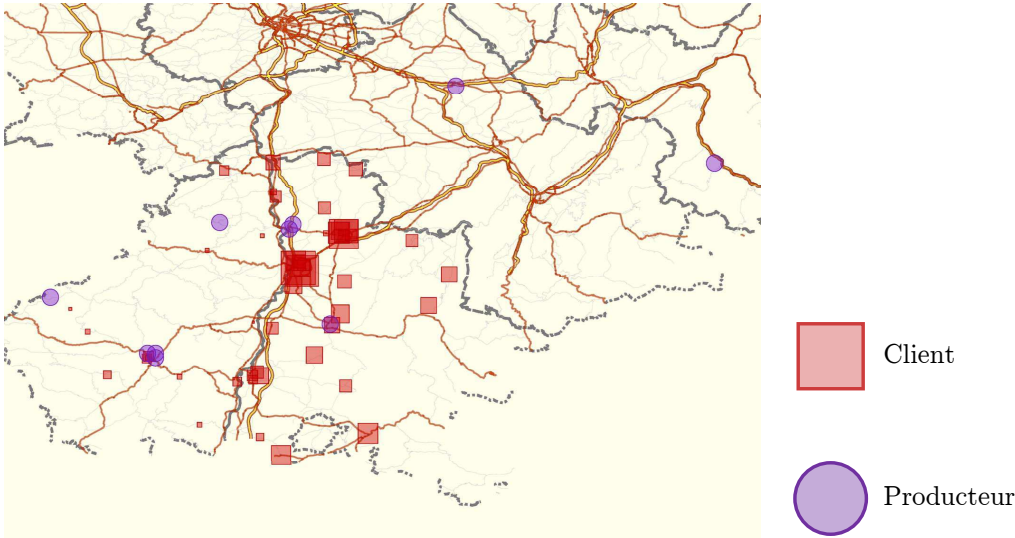


FIGURE 2.4 – Représentation graphique des instances pour la viande d’agneau sur les départements de la Drôme et de l’Ardèche.

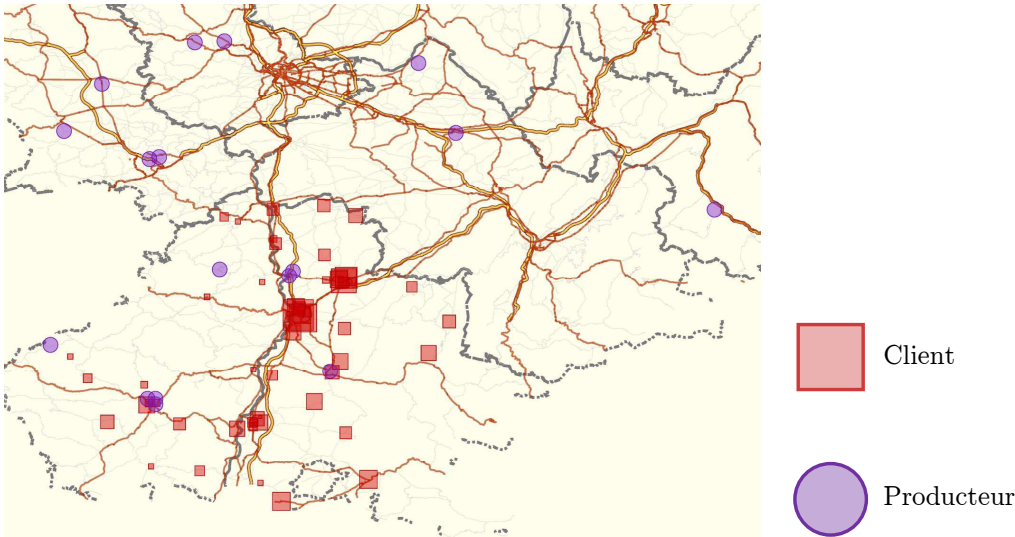


FIGURE 2.5 – Représentation graphique des instances pour les viandes de bœuf et porc sur les départements de la Drôme et de l’Ardèche.

Instance	<i>Ag</i> -7	<i>Ag</i> -26	<i>Ag</i> -26+7	<i>B+P</i> -7	<i>B+P</i> -26	<i>B+P</i> -26+7	<i>Vo</i> -7	<i>Vo</i> -26	<i>Vo</i> -26+7
$ C $	14	37	51	18	39	57	14	37	51
$ F $	10	10	10	17	17	17	10	10	10

TABLE 2.5 – Taille des instances de l’étude de cas.

Nous notons par ailleurs une forte disparité dans les instances. D’une part au niveau des chiffres d’affaires entre les clients et entre les catégories de viande. Ceci reflète la diversité entre les établissements ruraux et les établissements des grandes villes. D’autre

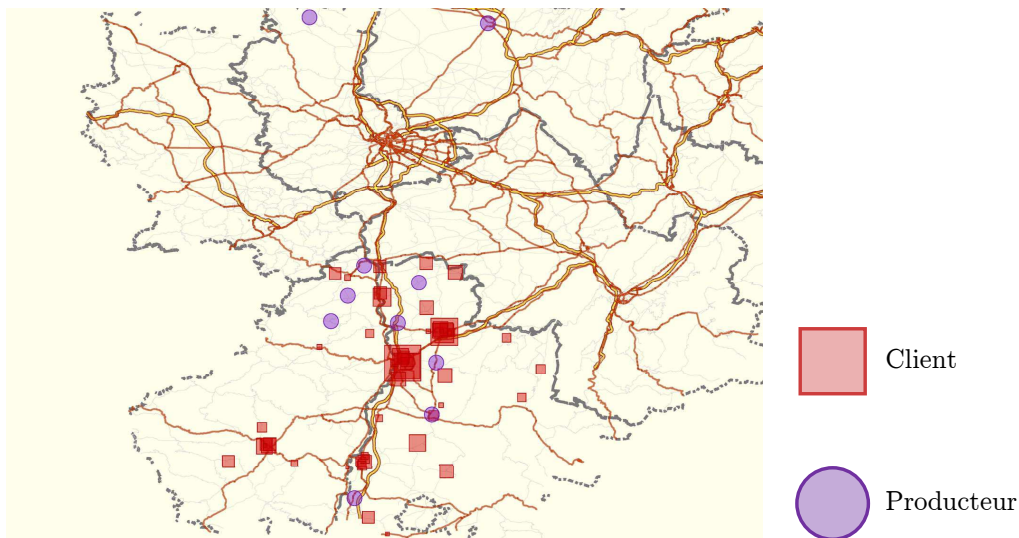


FIGURE 2.6 – Représentation graphique des instances pour les viandes de volaille sur les départements de la Drôme et de l'Ardèche.

part les rayons d'action des fournisseurs sont très variables selon qu'il s'agisse d'un petit producteur qui livre sur les villes aux alentours ou un producteur plus important qui peut livrer sur l'ensemble de la région.

Les différentes valeurs de e^{max} et nbL^{max} testés permettent d'étudier l'impact de ces paramètres sur les solutions.

2.5.3 Résultats

Les indicateurs retenus pour présenter les résultats de cette étude de cas sont les suivants :

- nbF : la valeur de la fonction objectif, i.e. la somme sur les lots choisis du nombre de fournisseurs qui peuvent y répondre ;
- $[R_{min}; R_{max}]$: l'intervalle dans lequel sont contenus les ratios de rentabilité des lots sélectionnés.

Nous nous intéressons aussi aux temps de résolution.

La méthode de résolution est celle à base de génération de colonnes présentée en Section 2.4.2. Le processeur est un Intel Xeon 2,4 GHz avec 25 Go de mémoire RAM. Les critères d'arrêt pour la génération des colonnes sont :

- un nombre d'itérations inférieur à $nbIter^{max} = 200$,
- ou une liste de colonnes mémorisées de taille inférieure à $T^{max} = 1000 \cdot |C|$,
- ou un temps de calcul inférieur à 60 secondes.

Le nombre de colonnes dans le Problème Maître Restreint est $nbColL' = 10 \cdot |C|$. Pour le MIP final, le critère d'arrêt est un temps de calcul inférieur à 60 secondes. De plus, le nombre de colonnes ajoutées à chaque itération est $nbCol = 10$, la pénalité dans le

problème relaxé avec un ratio cible est $p_{obj} \in \{2; 10; 50\}$, et différentes valeurs de ratio cible r_{obj} sont testées et dépendent de l'instance (autour des valeurs obtenues sur des solutions réalisables).

Les résultats concernant la somme des nombres de fournisseurs qui peuvent répondre aux lots choisis sont présentés dans la Table 2.6 pour les départements de la Drôme et de l'Ardèche considérés séparément et dans la Figure 2.7 si les deux départements forment une seule zone. On constate que le nombre de fournisseurs augmente avec le nombre de lots choisis et l'écart maximal entre les ratios des lots choisis. Ceci est normal et met en évidence que lorsque le problème est moins contraint, la fonction objectif est améliorée. Seules les instances sur l'Ardèche ne présentent pas cette caractéristique car le nombre de clients est faible, donc le nombre de lots a moins d'impact, et la méthode de génération de colonnes est moins adaptée pour les petites instances. Par ailleurs, le fait d'associer les deux départements de la Drôme et de l'Ardèche peut permettre d'obtenir de meilleurs résultats, si on compare à nombre de lots égal pour les deux départements. On peut pour cela comparer les cas avec 8 et 12 lots pour l'Ardèche et la Drôme séparément et le cas avec 20 lots pour les deux départements réunis. Les résultats sont meilleurs si les deux départements sont réunis sauf dans les cas de la viande d'agneau avec des écarts de ratios de 2 et 5. Ceci est dû à la très forte disparité des ratios de rentabilité pour cette catégorie de viande entre les deux départements.

e^{max}	2			5			20		
nbL^{max}	5	8	12	5	8	12	5	8	12
<i>Ag-7</i>	8	8	8	8	8	8	8	8	8
<i>B+P-7</i>	21	20	20	21	21	21	21	21	21
<i>Vo-7</i>	5	5	5	6	5	6	6	5	6
<i>Ag-26</i>	12	53	90	30	62	96	30	63	98
<i>B+P-26</i>	59	95	133	59	95	136	59	95	136
<i>Vo-26</i>	36	54	59	36	54	64	36	54	65

TABLE 2.6 – Nombre de fournisseurs qui peuvent répondre aux lots (nbF) pour les instances de la zone Ardèche et de la zone Drôme.

Les résultats concernant les ratios de rentabilités minimum et maximum des lots choisis sont présentés dans les Tables 2.7 et 2.8. On peut constater que les valeurs des ratios de rentabilités ont tendance à diminuer lorsque le nombre de lots maximal augmente, et lorsque l'écart maximal entre les ratios de rentabilité augmente. Ainsi, du point de vue des fournisseurs qui remportent les lots, il est préférable qu'il n'y ait pas trop de lots et que les ratios soient proches. De plus on peut constater la forte disparité des ratios selon les catégories de viande et les zones sur lesquelles sont effectuées l'allotissement. Le fait de

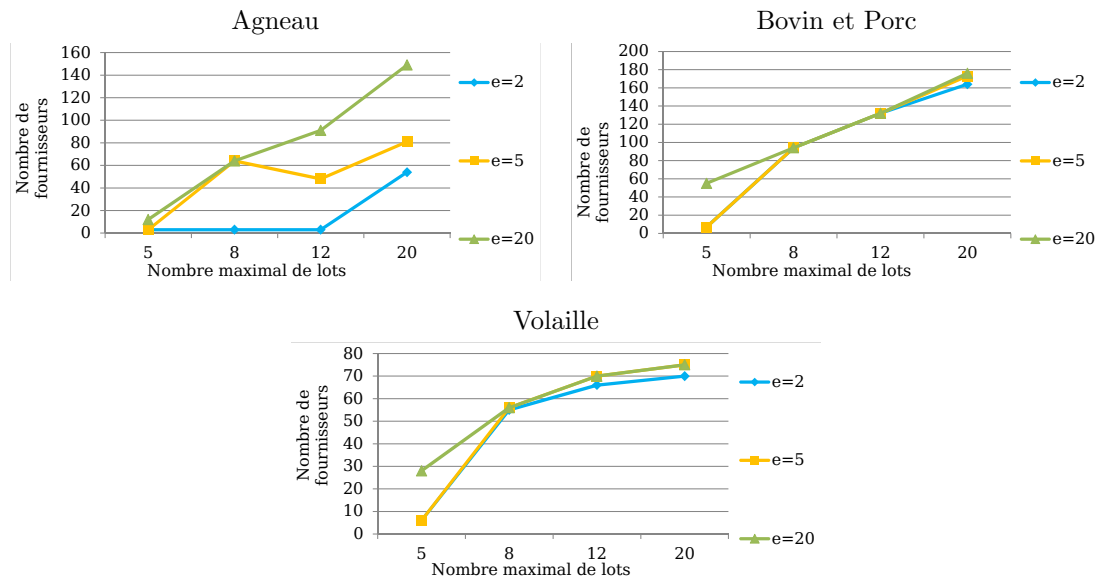


FIGURE 2.7 – Nombre de fournisseurs qui peuvent répondre aux lots (nbF) pour les instances de la zone Drôme et Ardèche.

regrouper les deux départements de la Drôme et de l'Ardèche permet d'ailleurs de proposer des lots avec de meilleurs ratios de rentabilité. Cela permet aussi aux établissements d'être traités de manière plus équitable car les disparités entre les deux départements sont grandes.

Les résultats concernant les temps de résolution sont présentés en Annexe B dans les Tables B.3 et B.4.

2.6 Conclusions et perspectives

Nous avons proposé dans ce chapitre une étude, au niveau stratégique-tactique, du problème d'allotissement géographique dans le cadre des appels d'offres pour les restaurations collectives scolaires. Le problème consiste en un partitionnement de l'ensemble des établissements scolaires qui permette à un maximum de fournisseurs de pouvoir répondre aux lots proposés. Les originalités de ce problème concernent (1) la modélisation de la prise de décision des fournisseurs pour savoir s'ils répondent ou non à un lot donné, et (2) la prise en compte de l'équité en terme de rentabilités économiques des lots proposés dans la solution. Nous proposons, sous différentes hypothèses, des formulations basées sur la Programmation Linéaire Mixte pour ce problème. Deux méthodes de résolution ont été proposées afin de pouvoir résoudre de manière efficace le problème. Ces deux approches sont basées sur la génération de lots. La première approche fait une présélection des lots alors que la deuxième approche utilise des techniques à base de génération de colonnes. Des tests expérimentaux ont mis en évidence les limites de la première approche et l'intérêt de la seconde approche. Cette dernière reste maintenant à améliorer afin de proposer des

nbL^{max}	5		8		12	
	R_{min}	R_{max}	R_{min}	R_{max}	R_{min}	R_{max}
<i>Ag-7-2</i>	4,41	5,97	4,41	5,97	4,41	5,97
<i>B+P-7-2</i>	6,00	7,67	6,23	6,56	6,23	6,56
<i>Vo-7-2</i>	6,28	6,28	6,28	6,28	6,28	6,28
<i>Ag-26-2</i>	60,85	61,05	20,96	22,78	14,75	16,47
<i>B+P-26-2</i>	16,85	17,47	9,73	11,28	7,28	8,96
<i>Vo-26-2</i>	9,24	10,30	6,78	8,63	4,99	6,52
<i>Ag-7-5</i>	4,41	5,97	4,41	5,97	4,41	5,97
<i>B+P-7-5</i>	6,00	7,67	5,63	7,67	5,63	7,67
<i>Vo-7-5</i>	4,62	7,70	6,28	6,28	4,62	7,70
<i>Ag-26-5</i>	36,31	40,45	17,14	21,66	13,13	17,45
<i>B+P-26-5</i>	16,85	17,47	10,67	13,00	7,15	12,03
<i>Vo-26-5</i>	9,24	10,30	6,78	8,63	4,69	9,65
<i>Ag-7-20</i>	4,41	5,97	4,41	5,97	4,41	5,97
<i>B+P-7-20</i>	6,00	7,67	5,63	7,67	5,63	7,67
<i>Vo-7-20</i>	4,62	7,70	6,28	6,28	4,62	7,70
<i>Ag-26-20</i>	36,31	40,45	18,77	23,81	9,59	23,81
<i>B+P-26-20</i>	16,94	17,59	9,73	13,00	7,15	12,27
<i>Vo-26-20</i>	9,24	10,30	6,70	8,63	4,69	13,24

TABLE 2.7 – Intervalles des ratios de rentabilité ($[R_{min}; R_{max}]$) pour les instances de la zone Ardèche et de la zone Drôme.

temps de calcul plus raisonnables.

Par ailleurs, nous avons étudié le cas de l'approvisionnement en viandes pour les restaurations collectives des collèges et lycées des départements de la Drôme et de l'Ardèche. Les résultats majeurs de cette étude sont qu'il est possible de proposer un allotissement qui permette de favoriser la concurrence entre les fournisseurs. En regroupant les groupements d'achats des départements de la Drôme et de l'Ardèche, les lots générés sont plus intéressants en termes de rentabilité pour les fournisseurs. De plus, en imposant un faible écart maximal entre les ratios de rentabilité, l'équité entre les fournisseurs et les établissements est assurée.

L'approche de résolution à base de génération de colonnes est intéressante, mais pour le moment les temps de calcul sont un peu longs et nous n'avons pas de garantie sur la

	5		8		12		20	
	R_{min}	R_{max}	R_{min}	R_{max}	R_{min}	R_{max}	R_{min}	R_{max}
<i>Ag</i> -26+7-2	56,33	56,33	56,33	56,33	56,33	56,33	20,91	22,39
<i>B+P</i> -26+7-2	33,43	33,43	11,41	12,44	8,34	9,73	5,83	7,74
<i>Vo</i> -26+7-2	18,05	18,05	6,51	8,14	6,40	8,35	5,86	7,70
<i>Ag</i> -26+7-5	56,33	56,33	18,72	23,21	22,23	25,69	15,75	20,62
<i>B+P</i> -26+7-5	33,43	33,43	11,05	12,11	8,34	9,73	5,85	9,71
<i>Vo</i> -26+7-5	18,05	18,05	7,00	9,39	5,61	8,30	4,92	8,16
<i>Ag</i> -26+7-20	45,08	59,53	18,72	23,21	11,84	21,55	7,72	22,55
<i>B+P</i> -26+7-20	10,86	20,57	11,41	12,44	8,34	9,73	5,55	12,86
<i>Vo</i> -26+7-20	11,87	19,40	7,00	9,39	5,61	8,30	4,92	8,16

TABLE 2.8 – Intervalles des ratios de rentabilité ($[R_{min}; R_{max}]$) pour les instances de la Drôme et Ardèche.

qualité des solutions obtenues. Ainsi, la première perspective concerne l'amélioration de la méthode à base de génération de colonnes. Nous envisageons de travailler notamment sur la manière de fixer les valeurs des paramètres qui concernent le ratio cible à atteindre dans le problème maître restreint. On pourrait aussi envisager de proposer un algorithme de Branch & Price (application de la génération de colonnes à l'intérieur d'un algorithme de Branch & Bound). L'avantage est de pouvoir avoir une garantie sur la qualité de la solution, mais la contrepartie est un investissement plus lourd en terme de développement et des temps de calcul plus importants.

Le modèle proposé tente de prendre en compte le processus de prise de décision des fournisseurs pour répondre ou non à un lot. Nous avons pris en compte des rayons d'action et des ratios de rentabilité économique. La seconde perspectives est donc de travailler sur une modélisation plus fine du modèle, avec l'aide de certains fournisseurs dans le cadre du groupe de travail animé par la Chambre Régionale d'Agriculture de Rhône-Alpes. Dans la pratique, les fournisseurs peuvent être plus ou moins stricts sur l'application de ces critères et aussi prendre en compte d'autres critères. Par exemple, il semble intéressant de prendre en compte une distance maximale pour faire la tournée des clients dans un lot.

Par ailleurs, les résultats de l'outil proposé restent à valider auprès des gestionnaires des groupements d'achats, à travers un appel expérimental auprès d'un sous ensemble de fournisseurs.

Chapitre 3

Processus de planification tactique multi-acteurs dans la chaîne logistique

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été publiés dans la revue International Journal of Production Research (Ogier et al., 2013b), publiés dans les actes de la conférence ILS 2012 (Ogier et al., 2012c), et présentés à la conférence ECCO 2011 (Ogier et al., 2011a).

Introduction

Nous nous intéressons dans ce chapitre à modéliser le problème de planification au niveau tactique des activités de production, de transport et de stockage dans les chaînes logistiques. Notre objectif est de prendre en compte, dans la modélisation, l'aspect intrinsèquement décentralisé du processus de planification. Nous présentons dans ce chapitre des modèles de dimensionnement de lot décentralisés. Les acteurs coopèrent, à l'aide de processus de négociation, afin de synchroniser les décisions concernant les flux de transport.

Une description des systèmes logistiques étudiés, du problème de planification et des enjeux de la modélisation décentralisée est exposée dans la Section 3.1. Un état de l'art concernant la modélisation du problème de planification et la coordination des décisions est dressé dans la Section 3.2. La Section 3.3 présente et analyse d'un point de vue théorique les performances d'un processus de négociation proposé par Jung *et al.* (2008) dans une chaîne logistique dyadique. Une amélioration du processus de négociation ainsi qu'un processus basé sur un contrat classique de remise sur quantité sont exposés dans la Section 3.4. À partir du processus de base sur la chaîne logistique dyadique, les extensions sur une chaîne logistique à deux échelons puis à trois échelons sont présentées dans les Sections 3.5 et 3.6 respectivement. Une conclusion et des perspectives propres à cette étude sont exposées

dans la Section 3.7.

Sommaire

3.1	Description du problème	86
3.1.1	Structure des chaînes logistiques étudiées	86
3.1.2	Problème de planification	88
3.1.3	Enjeux pratiques des approches décentralisées	88
3.1.4	Enjeux théoriques des approches décentralisées	89
3.2	État de l'art	90
3.2.1	Modélisation du problème de planification dans une chaîne logis- tique	90
3.2.2	Coordination des décisions dans une chaîne logistique	91
3.2.3	Mécanismes de coordination des décisions décentralisées	92
3.2.4	Caractéristiques des contrats	93
3.2.5	Gestion multi-fournisseurs lors de la planification	94
3.3	Description et analyse du modèle proposé par Jung <i>et al.</i> : 1 distributeur - 1 producteur	96
3.3.1	Description du modèle et vision centralisée de la planification	96
3.3.2	Analyse du processus de négociation décentralisé proposé	98
3.4	Amélioration du processus et étude d'un mécanisme de type contrat	106
3.4.1	Amélioration par rapport au problème des capacités de stockage	106
3.4.2	Contrat à base de remises sur quantité	113
3.5	Modèle à deux échelons	116
3.5.1	Type n distributeurs - 1 producteur	117
3.5.2	Type 1 distributeur - m producteurs	120
3.5.3	Type n distributeurs - m producteurs	123
3.6	Passage à trois échelons	123
3.6.1	Chaîne logistique étudiée et planifications centralisée et décentralisée	124
3.6.2	Négociation globalement synchrone	128
3.6.3	Négociation partiellement synchrone	129
3.6.4	Généralisation à k échelons	131
3.7	Conclusions et perspectives	132

3.1 Description du problème

3.1.1 Structure des chaînes logistiques étudiées

Dans ce chapitre, nous étudions trois types de chaînes logistiques :

- dyadique, i.e. avec deux acteurs ;
- générale sur deux échelons, avec plusieurs clients et plusieurs fournisseurs ;

- à trois échelons avec un acteur par échelon.

Afin de simplifier la présentation des modèles et l'analyse des résultats, un seul produit est considéré dans la chaîne logistique. Il s'agit d'un produit stratégique pour la chaîne logistique, avec une demande importante et très fluctuante. Il est possible d'étendre le modèle mono-produit présenté à une version multi-produits dans le cas où la négociation (1) se déroule en même temps pour tous les produits et (2) ne permet pas de substituer un produit par un autre. La modélisation mono-produit présentée peut être étendue à une version multi-produits dans le cas où les acteurs négocient. L'influence sur la complexité algorithmique de la version multi-produits est discutée dans la Section 3.3.1.

Les activités considérées sont les activités principales des chaînes logistiques, à savoir la production, le transport et le stockage. Outre le client final qui ne gère aucune activité, nous distinguons les trois types d'acteurs suivants :

- le distributeur, au contact du client final, gère le transport depuis les usines de ses fournisseurs jusqu'à son entrepôt où il a la possibilité de stocker les produits, et le transport depuis l'entrepôt jusqu'au client final ;
- le producteur/transformateur, qui a pour clients des distributeurs, et qui gère la production et le stockage en aval des produits ; dans le cas de la chaîne à trois échelons, le producteur est approvisionné par un fournisseur de matière première, et il gère un stock en amont de la production ;
- le fournisseur de matière première, qui a pour clients les producteurs, et qui gère la production, un stock en aval et le transport du produit.

Ainsi, le distributeur est assimilable à un prestataire logistique 3PL (de l'anglais *Third Party Logistics*) qui gère l'ensemble de la logistique, ce qui permet au producteur de se concentrer sur son cœur de métier. Ce type d'activité est très commune dans la gestion des chaînes logistiques (Hertz et Alfredsson, 2003).

Les trois structures de chaîne qui sont étudiées dans la suite de ce chapitre sont présentées dans la Figure 3.1.

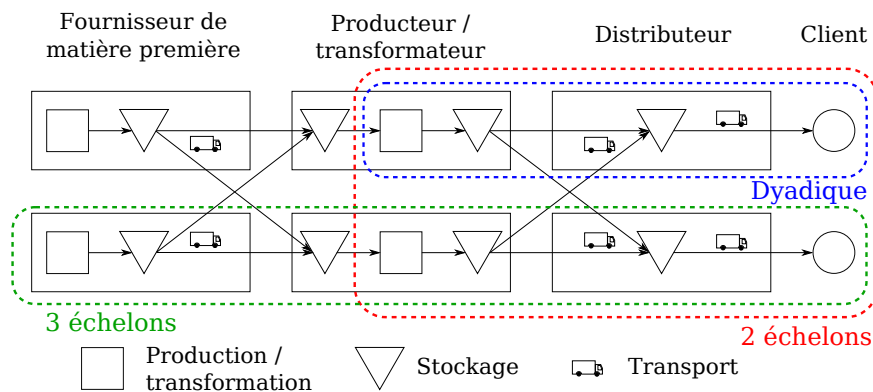


FIGURE 3.1 – Les différentes structures de chaîne étudiées.

3.1.2 Problème de planification

Nous nous intéressons dans ce chapitre au problème de planification au niveau tactique. Dans le contexte de la gestion industrielle, ce problème correspond à la réalisation du Plan Directeur de Production (PDP) dans la méthode MRP II (*Management of Resources & Production*). A ce niveau de décision, la structure de la chaîne logistique a été fixée au préalable. A chacune des activités ou ressources (production, transport, stockage) gérées par les acteurs de la chaîne logistique sont associés (1) des coûts qui dépendent de la quantité de produit et du temps, et (2) des capacités qui dépendent du temps et qui limitent la quantité de produit. Le problème de planification consiste à déterminer, sur un horizon temporel donné, les quantités pour chacune des activités qui minimisent le coût total, de manière à ce que le flux du produit soit conservé, qu'il respecte les capacités, et que la demande du client final soit satisfaite.

Ce problème de base peut être adapté ou étendu, et dans ce chapitre nous considérerons notamment des cas où :

- les ventes perdues sont autorisées (i.e. qu'il est possible de ne pas satisfaire la demande du client et ce dernier doit alors s'approvisionner ailleurs) avec des coûts de rupture associés ;
- il est possible de prendre en considération les prix de vente et de maximiser le profit au lieu de minimiser le coût.

3.1.3 Enjeux pratiques des approches décentralisées

Comme de nombreux problèmes d'optimisation, les problèmes de planification dans la chaîne logistique ont été largement traités de manière centralisée, i.e. avec des modélisations intégrées qui regroupent les données, les variables de décision, les objectifs et les contraintes des différents acteurs de la chaîne logistique dans un même modèle. L'avantage de cette approche est de donner une solution optimale pour la chaîne logistique. Cependant, cette approche ne correspond pas bien à la réalité des processus de décisions dans la chaîne logistique. En effet, une chaîne logistique est un système intrinsèquement décentralisé dans lequel les acteurs indépendants ne partagent pas nécessairement les mêmes objectifs. De plus, même avec l'apparition de systèmes d'information performants et plus intégrés, les acteurs restent réticents à l'idée de partager l'ensemble de leurs données au niveau de la chaîne logistique.

Ainsi, il est nécessaire de proposer des modèles de planification décentralisée qui tiennent compte des éléments fondamentaux suivants :

- chaque acteur planifie uniquement ses propres activités ;
- certaines données sont confidentielles et ne peuvent pas être partagées (coûts de production, capacités, ...) ;
- d'autres données (prévisions de commande/livraison) peuvent être échangées entre les acteurs afin de coordonner les décisions.

L'enjeu de ce chapitre est donc de pouvoir proposer des modèles de planification décentralisée qui intègrent des mécanismes de concertation entre acteurs afin que la performance globale de la chaîne logistique ne soit pas trop éloignée du cas idéal centralisé. En outre, il est important que ces modèles puissent fournir une solution et qu'elle soit réalisable.

3.1.4 Enjeux théoriques des approches décentralisées

Une partie de la littérature sur les problèmes de planification porte sur la complexité des problèmes. Ainsi, on distingue certains problèmes dont la résolution se fait en temps polynomial en la taille de l'instance, et d'autres problèmes qui sont NP-difficiles, i.e. qu'il n'existe pas d'algorithme en temps polynomial pour les résoudre, à moins que $P = NP$. Pour ces problèmes difficiles à résoudre, des approches de décomposition sont souvent proposées. On peut se référer à la classification proposée par Buschkühl *et al.* (2010) sur les méthodes de résolution des problèmes de planification, ou encore au travail de Absi (2005). Ainsi certaines techniques sont basées sur des méthodes de décomposition à base de programmation mathématique : décomposition de Benders (Aardal et Larsson, 1990), approches lagrangiennes (Diaby *et al.*, 1992; Zhang *et al.*, 2012), décomposition de Dantzig-Wolfe (Jans et Degraeve, 2004), génération de colonnes (Cattrysse *et al.*, 1990; Vanderbeck, 1998). D'autres techniques heuristiques sont basées sur des décompositions par rapport aux périodes de temps (Afentakis, 1987), aux produits (Tempelmeier et Helber, 1994) ou aux échelons (Blackburn et Millen, 1982). Il existe aussi des décompositions hiérarchiques pour lesquelles les décisions sont prises de manière séquentielle (Gfrerer et Zäpfel, 1995; Mehra *et al.*, 1996).

Nous proposons, à travers l'approche de planification décentralisée, une méthode de décomposition basée sur les pratiques industrielles. Il est plus difficile d'obtenir de bons résultats théoriques avec cette méthode, mais elle a l'avantage de pouvoir être mieux interprétée par des personnes non familières avec les outils d'optimisation.

L'idée principale consiste à décomposer le problème par acteur indépendant de la chaîne logistique. Chaque acteur optimise donc une partie de l'objectif global, avec uniquement ses propres contraintes, plus d'autres contraintes qui peuvent provenir de la concertation avec les autres acteurs (clients ou fournisseurs). L'enjeu principal repose sur la synchronisation des décisions qui doit permettre :

- de trouver une solution réalisable pour le problème global ;
- qui soit de bonne qualité par rapport à l'optimal centralisé ;
- en un temps raisonnable.

3.2 État de l’art

3.2.1 Modélisation du problème de planification dans une chaîne logistique

Notre étude porte sur le problème de planification des activités de production, de stockage et de transport dans une chaîne logistique au niveau tactique. Nous considérons une chaîne logistique multi-acteurs où chaque acteur représente une entité décisionnaire pour une partie des activités de la chaîne logistique. Pour chacun des acteurs, il s’agit de réaliser un Plan Directeur de Production (PDP) optimal. Dans la littérature, ce problème est souvent modélisé, pour un ou plusieurs acteurs, comme un problème de dimensionnement de lot (plus connu sous le nom de *lot-sizing*) centralisé (Stadtler, 2000; Omar et Bennell, 2009). Cela consiste à déterminer les périodes et les quantités de production/stockage/transport d’un produit de manière à minimiser le coût total des activités, tout en satisfaisant la demande et les restrictions de capacités (Karimi *et al.*, 2003).

Le problème de dimensionnement de lot est largement étudié dans la littérature. Les problèmes de base sont mono-produit à un seul niveau. Une revue de littérature est proposée par Brahimi *et al.* (2006). Ils distinguent les modèles sans capacité d’une part et avec capacité d’autre part. Pour ces deux cas, différentes formulations en Programme Linéaire à Variables Mixtes et des extensions sont proposées. Par ailleurs, il est aussi possible de modéliser ces problèmes de dimensionnement de lot comme un flot concave de coût minimum avec ou sans capacités (Zangwill, 1969). Le cas sans capacité peut se résoudre en temps polynomial, alors que le cas avec capacités est NP-difficile dans le cas général. Cependant, Brahimi *et al.* (2006) répertorient les cas, en fonction des structures des coûts et des capacités, dans lesquels le problème est polynomial. Plusieurs méthodes de résolution exactes (programmation dynamique, Branch & Bound, Branch & Cut) ou approchées sont présentées pour résoudre les cas non polynomiaux. Jans et Degraeve (2008) présentent un état de l’art sur des modèles de dimensionnement de lot avec des extensions provenant de l’industrie. Ils pointent notamment le fait que les modèles de dimensionnement de lot sont très peu intégrés à l’intérieur de modèles plus globaux.

Des modèles de dimensionnement de lot sur plusieurs échelons ont aussi été étudiés, de manière centralisée. Nous présentons ici quelques travaux sur ces modèles centralisés. van Hoesel *et al.* (2005) étudient un modèle avec deux acteurs : un producteur et un distributeur en charge du transport de manière centralisée. Ce modèle est NP-difficile dans le cas général. Leur étude se focalise sur le cas avec des capacités stationnaires uniquement sur la production (il n’y a donc pas de capacités de transport et de stockage), avec des coûts concaves de production. Ils étudient deux structures de coûts pour le transport : linéaire et fixe, et proposent un programme dynamique polynomial pour résoudre le problème. Zhang *et al.* (2012) étudient des modèles multi-acteurs en série dans le cas sans capacité. Dans le cas mono-produit, ils proposent un programme dynamique polynomial pour résoudre le problème. Des inégalités valides sont aussi présentées et appliquées au cas

multi-échelons, multi-produits avec capacités. Akbalik *et al.* (2008) proposent d'étudier une chaîne logistique convergente sur deux échelons. Ils étudient un cas sans capacités de stockage sur l'échelon aval, et avec des coûts de transport par lot et montrent que ce problème est NP-difficile. Une formulation en MIP, et un algorithme de programmation dynamique pseudo-polynomial sont présentés. L'extension au cas avec capacité de stockage est aussi étudiée, avec une approche heuristique. Kébé *et al.* (2012) étudient une extension du modèle précédent où le stockage est possible chez le client (une usine de production). Ils proposent une relaxation lagrangienne afin de déterminer une borne inférieure du problème, ainsi qu'une méthode heuristique de résolution.

Afin de prendre en compte la nature intrinsèquement décentralisée des chaînes logistiques dans la modélisation du problème de planification, il faut modéliser la manière dont les acteurs indépendants coordonnent leurs décisions afin d'atteindre au moins un planning réalisable. Dans ce chapitre, nous proposons des modélisations du problème de planification par un problème de dimensionnement de lot décentralisé : le planning de chacun des acteurs indépendants est modélisé comme un problème de dimensionnement de lot avec un mécanisme de concertation qui permet d'accorder les décisions locales entre elles.

3.2.2 Coordination des décisions dans une chaîne logistique

Dans la suite de cette section nous utiliserons le terme coordination au sens large, i.e. signifiant une concertation entre les acteurs, et nous précisons ensuite les différentes formes que peut prendre cette concertation.

Une chaîne logistique est dite entièrement coordonnée lorsque toutes les décisions convergent pour atteindre les objectifs globaux du système (Sahin et Robinson, 2002). D'après Chan et Chan (2010), la coordination est importante car elle permet d'améliorer les performances de la chaîne logistique. En effet, tous les acteurs de la chaîne logistique n'ont pas les mêmes objectifs, les mêmes métriques de performances, ne sont pas confrontés aux mêmes problèmes (localisation géographique, taille de lots, ...). De plus, le manque de partage d'informations entre les acteurs peut affecter gravement la performance de la chaîne logistique. Par exemple si les acteurs doivent estimer la demande de l'échelon aval car ils ne possèdent pas l'information, il a été montré qu'ils ont souvent tendance à amplifier les variations de la demande lors de leurs estimations, ce qui est la cause de l'effet coup de fouet (Lee *et al.*, 1997). Li et Wang (2007) proposent une revue de littérature qui présente des études montrant une augmentation des bénéfices entre 0% et 35% pour la chaîne logistique grâce à la coordination.

La coordination peut s'effectuer par deux grands types de prise de décision : des décisions centralisées ou décentralisées accordées à l'aide d'un mécanisme de coordination (Sahin et Robinson, 2002). La prise de décision centralisée est un cas idéal, qui permet d'obtenir de très bonnes performances, et sous certaines conditions de prendre des décisions optimales pour la chaîne logistique. Par exemple sur un horizon fixe, cela permet d'obtenir un planning de coût minimal pour l'ensemble des acteurs, puisque toutes

les informations sont connues (Park, 2005). Cependant, la prise de décision centralisée présente l'inconvénient majeur de ne pas être réaliste (Sahin et Robinson, 2002; Giannocaro et Pontrandolfo, 2004; Mutlu et Çetinkaya, 2011). En effet, elle nécessite un preneur de décision centralisé qui doit posséder toutes les informations de chacun des acteurs de la chaîne logistique et qui doit garantir un partage équitable des bénéfices entre les acteurs. Cependant, Jung *et al.* (2008) pointent le fait que les entreprises cherchent à partager un minimum d'informations car elles ne font pas totalement confiance aux autres acteurs de la chaîne logistique, et une partie des informations est très sensible (coûts, capacités, processus) et il est donc préférable qu'elle reste privée. Bien que cette vision centralisée de la prise de décision soit irréaliste, elle reste utile pour donner une idée de la performance optimale qu'il est possible d'obtenir avec la coordination.

Parmi les premiers travaux sur la planification coordonnée dans les chaînes logistiques, Chandra et Fisher (1994) ont étudié les bénéfices de la coordination d'un problème d'ordonnancement (pour la production) et d'un problème de tournées de véhicules (pour le transport). Kaminsky et Simchi-Levi (2003) ont étudié un problème de dimensionnement de lot sur une chaîne logistique à deux échelons en considérant des capacités de production et de transport. Les travaux de Akbalik (2006) proposent une revue de littérature sur les approches coordonnées de prise de décision dans les chaînes logistiques. Ces travaux sont abordés de manière clairement centralisée au niveau de la prise de décision car toutes les données sont supposées connues dans les modèles présentés.

3.2.3 Mécanismes de coordination des décisions décentralisées

Bien que les modèles de dimensionnement de lot permettent de modéliser la prise de décision centralisée puisqu'ils peuvent être multi-niveaux, notre intérêt dans ce chapitre porte sur le dimensionnement de lot décentralisé. Chaque acteur indépendant prend donc ses propres décisions ; et les décisions convergent à l'aide d'un mécanisme de coordination, qui est défini par Sahin et Robinson (2002) comme permettant d'accorder les informations disponibles et des incitations de manière à ce que les preneurs de décision décentralisés agissent dans le meilleur intérêt du système.

Selon la classification proposée par Whang (1995), notre problème se positionne dans la coordination inter-organisationnelle (à opposer à la coordination intra-organisationnelle lorsque tous les acteurs font partie d'une même compagnie par exemple). La coordination inter-organisationnelle peut être divisée de manière plus fine, selon que la perspective de coordination soit une seule personne, une équipe ou des contrats. La coordination par une seule personne n'est pas considérée ici car elle signifie un preneur de décision centralisé. La perspective d'équipe implique que chaque acteur partage un même objectif commun, alors qu'avec la perspective contrats, les objectifs individuels des acteurs sont accordés à l'aide de contrats. De plus, les contrats peuvent être plus flexibles et permettent des changements dynamiques des commandes (Chan et Chan, 2010). Selon Cachon (2003) un contrat coordonne la chaîne logistique si l'ensemble des actions optimales des acteurs de

la chaîne logistique représente un équilibre de Nash, i.e. qu'aucun acteur n'a un intérêt à dévier seul de l'ensemble des actions optimales pour la chaîne logistique.

Notre étude se situe dans un cadre où chacun des acteurs cherche à minimiser ses propres coûts (ou à maximiser son profit), et où une certaine flexibilité est requise afin de pouvoir satisfaire des demandes fluctuantes sur un horizon temporel. Nous nous attachons ainsi dans ce chapitre à la perspective contrat.

3.2.4 Caractéristiques des contrats

Contrats classiques de la littérature

De nombreux contrats sont présentés dans la littérature sur la gestion des chaînes logistiques. On peut citer notamment les remises sur quantité (Weng, 1995), le partage de revenus (Cachon et Lariviere, 2005), les quantités flexibles (Tsay *et al.*, 1999). Une présentation plus complète est proposée par Cachon (2003). Ces contrats classiques sont généralement étudiés pour une chaîne logistique avec un fournisseur et un revendeur avec un modèle basé sur celui du vendeur de journaux, et sur des extensions de ce modèle (Cachon, 2003) : il s'agit de modèles mono-période, i.e. sur un horizon infini. Par ailleurs des données sensibles pour les acteurs sont requises pour paramétrer de manière optimale ces contrats. Ainsi, ces modèles tels qu'ils sont généralement présentés dans la littérature ne sont pas adaptés pour le cas que nous étudions car nous considérons (1) une planification multi-périodes, et (2) un échange d'informations limité qui évite de transmettre des données sensibles.

Cependant, nous notons une particularité pour le contrat remise sur quantité qui est très utilisé dans les relations client/fournisseur (Altintas *et al.*, 2008; Tsay *et al.*, 1999). Bien que de nombreuses études considèrent des modèles mono-périodes (Monahan, 1984; Weng, 1995; Whang, 1995), il existe des travaux concernant des modèles de dimensionnement de lot multi-périodes avec prise en compte de quantités discount (Ebrahim *et al.*, 2009). Ils proposent des formulations en MIP pour différentes politiques de remises. Ces modèles considèrent un objectif de maximisation du profit. Monahan (1984) a étudié en premier ce type de contrat et notamment la manière de calculer les paramètres optimaux. Ce mécanisme présente l'intérêt de réduire les fréquences de commande d'un revendeur à son fournisseur, et ainsi de réduire les coûts fixes de commande, de production et de transport. Mais ceci augmente les coûts de stockage du revendeur. Afin d'encourager le revendeur à décroître sa fréquence de commande, le fournisseur propose une remise sur le prix de vente unitaire seulement si le revendeur commande plus qu'une certaine quantité. Cependant, au meilleur de notre connaissance, il n'y a pas de modèle de planification décentralisée multi-périodes qui prenne en compte ce contrat classique dans la littérature et dans les pratiques industrielles.

Contrats pour une planification multi-périodes décentralisée

Homberger (2010) propose un mécanisme de négociation décentralisé pour résoudre un problème de planification multi-niveau sans capacités : plusieurs usines de production gèrent chacune une partie du processus d'assemblage d'un produit final, et doivent se concerter afin de planifier la production. Un recuit simulé décentralisé avec un agent coordinateur central est proposé. Ce travail de recherche s'inscrit donc dans une perspective de coordination de type une seule personne. Un planning multi-périodes collaboratif est proposé par Dudek et Stadtler (2005). Deux acteurs optimisent leur planning en utilisant des modèles de dimensionnement de lot, et ils négocient afin de s'accorder sur les quantités échangées. Les résultats obtenus sont très bons mais au cours de la négociation, les acteurs sont amenés à échanger des données sur les quantités de livraison, mais aussi sur les bénéfices qu'ils peuvent réaliser si ces quantités sont acceptées. Ceci suppose une perspective de type équipe alors que nous sommes attachés dans ce travail à une perspective de type contrat.

Taghipour et Frayret (2012, 2013) proposent un processus de négociation dans lequel les acteurs échangent les quantités de commande/livraison, et le fournisseur a la possibilité de proposer un plan de réduction associé à son plan de livraison. Ainsi, le client peut augmenter certaines de ses quantités de commande dans le but d'augmenter son profit. Cependant, ce processus présente l'inconvénient d'obliger le producteur à annoncer le profit supplémentaire qu'il peut réaliser en proposant son plan de livraison. Aussi, la négociation est limitée par un nombre maximal d'itérations défini dans le contrat, ce qui permet tout de même d'avoir un planning réalisable, mais sans garantie que les deux acteurs se soient accordés. Jung *et al.* (2008) étudient un modèle de dimensionnement de lot multi-périodes décentralisé coordonné avec un processus de négociation entre acteurs indépendants. La seule information échangée entre les acteurs concerne les quantités de produits que les acteurs souhaitent commander/fournir. Cependant, il convient de noter que le processus de négociation ne permet pas d'obtenir une coordination de la chaîne logistique, au sens où elle est définie par Cachon (2003), puisque qu'il n'y a aucune garantie sur le partage de coûts entre les acteurs lors de la négociation. Les travaux de Jung *et al.* (2008); Taghipour et Frayret (2012, 2013) sont menés sur des chaînes logistiques à deux échelons avec un acteur à chaque échelon. Dans ce chapitre, nous nous basons sur le processus de négociation proposé par Jung *et al.* (2008) car il est assez réaliste et assez général pour être étendu à des cas plus spécifiques. De plus les résultats expérimentaux ont montré une bonne performance par rapport à l'approche centralisée.

3.2.5 Gestion multi-fournisseurs lors de la planification

Lorsqu'un client se situe dans un contexte multi-fournisseurs, il doit gérer les processus d'achat aux niveaux stratégique et tactique. Aissaoui *et al.* (2007) proposent une description de six étapes du processus de décision pour les achats. Une partie de ces étapes

s'effectue au niveau stratégique (recours ou non à la sous-traitance, sélection de fournisseurs, négociation des contrats, conception de la collaboration) et est donc antérieure à la phase de planification au niveau tactique, i.e. que ces décisions ont déjà été fixées lors de la planification. Ainsi, notre intérêt n'est pas ici sur les aspects sélection de fournisseurs, mais sur la gestion de l'approvisionnement. Ceci consiste à s'approvisionner avec un coût minimum, et un contrôle de l'efficacité qui nécessite de prendre en compte les performances des fournisseurs.

La littérature distingue d'une part les modèles d'approvisionnement par une source unique dans lesquels la demande d'approvisionnement est satisfaite par un seul fournisseur, et d'autre part les modèles d'approvisionnement par sources multiples dans lesquels la demande peut être partagée entre plusieurs fournisseurs (Aissaoui *et al.*, 2007). Dans un cadre où les fournisseurs ont des capacités de production restreintes, l'approvisionnement par source unique devient risqué, et il est plus judicieux pour le client de diversifier un peu ses sources d'approvisionnement. Par ailleurs, les modèles peuvent être classifiés selon qu'il y ait un seul ou plusieurs objectifs. Dans les deux cas, les prix, la qualité et les délais sont considérés (en objectif et/ou en contrainte) (Aissaoui *et al.*, 2007). D'autres considérations peuvent être prises en compte comme les capacités des fournisseurs, des quantités de commande minimales et maximales, des remises sur quantité, un nombre maximum de fournisseurs auxquels on passe une commande. Par exemple, Erdem et Göçen (2012) proposent une approche de programmation par but après avoir évalué les fournisseurs à l'aide de la méthode AHP (*Analytic Hierarchy Process*). Les indicateurs retenus sont les notes provenant du modèle AHP, les coûts d'approvisionnement, les performances de livraison et de réusinage, et les taux de produits défectueux. Le nombre de fournisseurs auprès desquels une commande est passée est prédéfini, et il faut respecter des quantités minimales et maximales de commande auprès des fournisseur retenus.

La littérature sur la répartition des commandes suppose en général que de nombreuses informations sont disponibles de la part des fournisseurs, ce qui n'est pas toujours le cas, notamment en ce qui concerne les capacités par exemple. Dans leur état de l'art à propos de l'aide à la décision pour l'évaluation et la sélection des fournisseurs, Ho *et al.* (2010) recommandent de combiner un processus d'attribution des poids aux fournisseurs avec une approche d'optimisation afin de prendre en compte les limitations de ressources. Talluri *et al.* (2008) proposent d'étudier la crédibilité du fournisseur et les performances passées du fournisseur dans la concrétisation de ses engagements lors de la répartition des commandes.

Dans notre approche du cas multi-fournisseurs, nous proposons de calculer des notes pour les fournisseurs en fonction d'indicateurs sur les performances passées, avec seulement les informations connues par rapport aux flux de produits. Ainsi, cette approche n'est pas multi-critères, et les prix, la qualité et les délais ne sont pas considérés comme discriminants, i.e. ils sont supposés être similaires pour les différents fournisseurs. Une formulation en MIP est proposée pour le problème de répartition des commandes, prenant

en compte les poids attribués aux fournisseurs et des croyances du client à propos des capacités de ses fournisseurs. L'objectif de la répartition n'est pas de minimiser les coûts mais d'équilibrer les quantités de commande pondérées. Un modèle similaire est proposé pour la répartition des ventes perdues d'un fournisseur qui gère le cas multi-clients.

3.3 Description et analyse du modèle proposé par Jung *et al.* : 1 distributeur - 1 producteur

3.3.1 Description du modèle et vision centralisée de la planification

Nous étudions dans cette section une chaîne logistique dyadique avec :

- un producteur qui gère une usine de production avec un stockage en aval ;
- un distributeur qui gère un entrepôt de stockage et le transport depuis le producteur jusqu'au client final.

Un seul produit est considéré dans ce problème de planification, et la demande du client final, qui est connue du distributeur sur un ensemble de périodes, est considérée importante et très fluctuante.

Les coûts de production, de transport et de stockage sont considérés linéaires ; et des capacités limitent les flux pour chaque activité. Puisque l'étude est au niveau tactique et que la demande est très forte, des coûts fixes par véhicule utilisé pour le transport ou pour le démarrage de la production peuvent être négligés. Nous nous intéressons à un contexte de minimisation des coûts (on suppose que les prix de ventes varient peu et qu'il est important de satisfaire la demande du client final). Il est possible que la demande finale ne soit pas satisfaite si les acteurs ne coordonnent pas bien leurs décisions. Ainsi, la satisfaction de la demande n'est pas considérée comme une contrainte, et les pénuries sont autorisées sous forme de ventes perdues avec de forts coûts de pénalité associés.

Ainsi, nous considérons des modèles de planification de base, sans coûts fixes ni autre extension, car l'idée ici est de présenter avant tout les processus de négociation entre acteurs qui permettent d'aboutir à un planning réalisable. Ces problèmes de planification, dans les cas centralisés ou décentralisés sont polynomiaux car ils peuvent être vus comme des problèmes de flots à coût minimum dans un réseau (Edmonds et Karp, 1972). Nous noterons que dans le cas où des coûts fixes sont introduits, il s'agit alors du flot à coût minimum avec des coûts concaves qui est NP-difficile (Ahuja *et al.*, 1993) (dans le cas général sans hypothèses sur les capacités ou les coûts). Par ailleurs, si le problème (sans coûts fixes) est étendu à une version avec plusieurs produits, il s'agit alors d'un flot multi-produits avec capacité, NP-difficile à partir de deux produits si les flots doivent être entiers (Even *et al.*, 1976).

Dans cette section, un modèle légèrement différent est présenté dans le cas du contrat avec remise sur quantité (voir Section 3.4.2). Comme ce contrat influe sur les prix de vente entre le producteur et le distributeur, nous effectuons alors les modifications suivantes :

- introduction de prix de ventes ;
- objectif de maximisation du profit, sans pénalités en cas de pénurie ;
- introduction de coûts fixes de production afin que le producteur ait un intérêt à proposer des prix discount.

En considérant un cas idéal dans lequel les deux acteurs de la chaîne logistique acceptent de partager toutes leurs informations, le planning peut alors être optimisé de manière centralisée. Bien qu'il ne soit pas réaliste, ce modèle centralisé a l'avantage de donner une solution optimale de référence pour faire une comparaison. Comme présenté dans Jung *et al.* (2008), le problème d'optimisation pour la Planification Centralisée de la Chaîne Logistique (PCCL) est donné comme suit, dans le cas de la minimisation de profit.

Les paramètres considérés sont les suivants :

- T : ensemble des périodes de l'horizon de planification (de 1 à $|T|$) ;
- d_t : demande du client final à la période t ($\in T$) ;
- m_t^P : coût unitaire de production (à l'usine) à la période t ;
- δ_t^{PR} : coût unitaire de transport depuis l'usine du producteur jusqu'à l'entrepôt du distributeur à la période t ;
- δ_t^{RC} : coût unitaire de transport de l'entrepôt du distributeur jusqu'au client final à la période t ;
- h_t^P : coût unitaire de stockage pour le producteur (en aval de la production) à la période t ;
- h_t^R : coût unitaire de stockage pour le distributeur à la période t ;
- cp_t^R : coût unitaire de pénalité pour le distributeur en cas de vente perdue à la période t ;
- M_t^P : capacité de production (à l'usine) à la période t ;
- H_t^P : capacité de stockage (à l'usine) à la période t ;
- H_t^R : capacité de stockage (à l'entrepôt) à la période t ;
- Δ_t^{PR} : capacité de transport de l'usine jusqu'à l'entrepôt à la période t .

Il convient de noter que la capacité de transport depuis l'entrepôt du distributeur jusqu'au client final n'est pas considérée. En effet, puisque le client doit être livré à temps, cette capacité est considérée suffisamment grande pour satisfaire la demande.

Les variables de décision sont les suivantes :

- x_t^P : quantité produite (à l'usine) à la période t ;
- z_t^{PR} : quantité transportée de l'usine jusqu'à l'entrepôt à la période t ;
- z_t^{RC} : quantité transportée de l'entrepôt jusqu'au client final à la période t ;
- vp_t^R : nombre de ventes perdues à la période t ;
- I_t^P : niveau de stock dans l'usine entre les périodes t et $t + 1$;
- I_t^R : niveau de stock dans l'entrepôt entre les périodes t et $t + 1$.

Le problème d'optimisation, formulé comme un problème de dimensionnement de lot, pour le planning de la chaîne logistique centralisée est le suivant :

$$\text{Min } \sum_{t \in T} (m_t^P \cdot x_t^P + h_t^P \cdot I_t^P + \delta_t^{PR} \cdot z_t^{PR} + h_t^R \cdot I_t^R + \delta_t^{RC} \cdot z_t^{RC} + cp_t^R \cdot vp_t^R) \quad (3.1)$$

s.c.

$$I_t^P = I_{t-1}^P + x_t^P - y_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.2)$$

$$I_t^R = I_{t-1}^R + z_t^{PR} - z_t^{RC} \quad \forall t \in T; \quad (3.3)$$

$$z_t^{RC} R = d_t - vp_t^R \quad \forall t \in T; \quad (3.4)$$

$$x_t^P \leq M_t^P \quad \forall t \in T; \quad (3.5)$$

$$I_t^k \leq H_t^k \quad \forall t \in T, k \in \{P; R\}; \quad (3.6)$$

$$z_t^{PR} \leq \Delta_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.7)$$

$$x_t^P, I_t^P, I_t^R, z_t^{PR}, z_t^{RC}, vp_t^R \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T. \quad (3.8)$$

La fonction objectif (3.1) consiste à minimiser le coût total des activités de production, stockage et transport de la chaîne logistique plus les pénalités en cas de ventes perdues. Les contraintes (3.2) - (3.4) assurent la conservation du flux de produit à chaque échelon de la chaîne. Les contraintes (3.5) - (3.7) sont les contraintes de capacités, et les contraintes (3.8) sont les contraintes d'intégralité des variables de décision.

3.3.2 Analyse du processus de négociation décentralisé proposé

Présentation du processus de négociation

Afin de simuler de manière plus fidèle le processus de planification dans une chaîne logistique, nous proposons un modèle décentralisé basé sur celui proposé par Jung *et al.* (2008). Les deux acteurs réalisent des plannings indépendants et les coordonnent grâce à un processus de négociation qui permet d'atteindre un accord commun. Afin que la négociation se termine, il est nécessaire que les quantités disponibles chez le producteur et celles requises par le distributeur soit égales pour toutes les périodes de l'horizon de planification. Au cours du processus de négociation, les deux acteurs échangent des informations : les quantités que le distributeur prévoit de commander (S_t^{RP}) ou que le producteur prévoit de fournir (S_t^{PR}). Dans le processus décrit par Jung *et al.* (2008), les acteurs prennent en compte ces informations pour éviter de proposer des quantités supérieures à celles que le fournisseur/client peut fournir/transporter.

Le processus de négociation est schématisé dans la Figure 3.2. Il est initié par le distributeur qui optimise son plan de transport à partir des demandes qu'il a reçues de la part du client final. Ensuite, il envoie au producteur l'information concernant les quantités qu'il souhaite transporter sur l'horizon de planification. A partir de cette information, le producteur peut alors optimiser son planning de production. Dans le cas d'une minimisation des coûts, un coût unitaire de pénalité est imposé par le distributeur si le producteur

ne peut pas lui fournir les quantités requises. Ceci permet de modéliser le fait que le distributeur répercute au producteur les pénalités imposées par le client final. Ainsi, si les pénalités sont suffisamment élevées, le planning du producteur doit permettre de satisfaire au mieux les demandes du distributeur. Le processus de négociation se termine lorsque les deux acteurs sont d'accord sur les quantités pour l'ensemble des périodes de l'horizon de planification. A ce moment le producteur n'a plus de pénalité à payer au distributeur. D'un point de vue théorique, ces coûts de pénalité sont introduits afin d'assurer le succès de la négociation. D'un point de vue applicatif, on peut considérer que le producteur paye réellement les pénalités au distributeur à chaque itération du processus, afin que les coûts de pénalités imposés par le client final soit partagés entre les acteurs. Cependant, nous ne nous intéressons pas ici aux aspects flux financiers et partage des revenus.

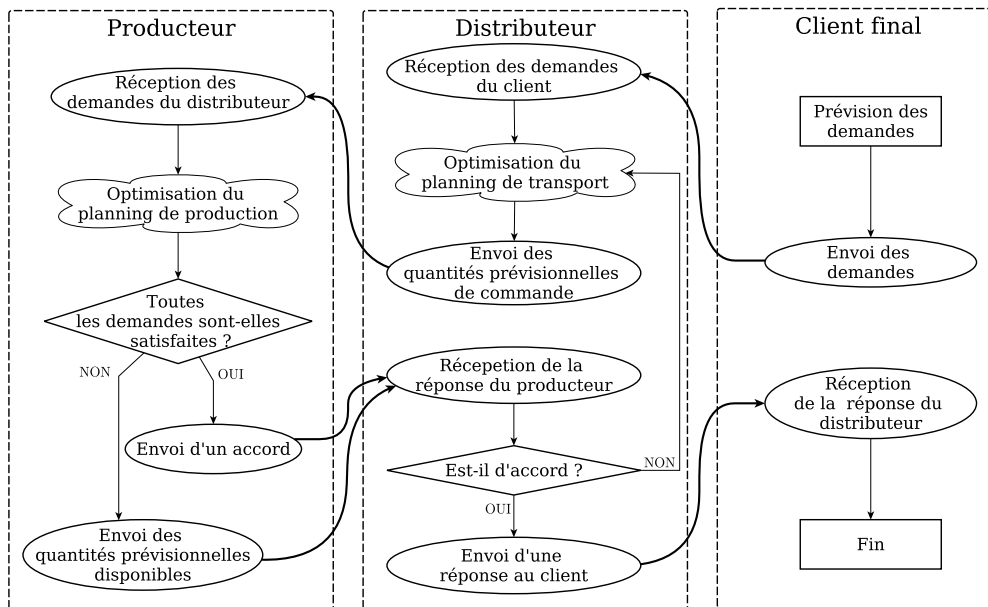


FIGURE 3.2 – Schéma de la planification décentralisée dans une chaîne logistique dyadique.

Il convient de noter que le processus de négociation proposé par Jung *et al.* (2008) n'autorise jamais un acteur à augmenter les quantités proposées par l'autre acteur. De plus, ce processus donne un avantage au distributeur car c'est lui qui initie la négociation. Ceci est justifié par le fait que le flux soit tiré par la demande. La Planification Décentralisée de la Chaîne Logistique (PDCL) considère donc deux problèmes d'optimisation qui proviennent d'une décomposition du cas centralisé et de la prise en compte du processus de négociation. Le producteur, en plus de ses données propres par rapport aux coûts (m_t^P , h_t^P) et aux capacités (M_t^P , H_t^P), prend en compte de nouvelles données transmises par le distributeur :

cp_t^{RP} : coût unitaire de pénalité en cas de non satisfaction des quantités requises par le distributeur à la période t ;

S_t^{RP} : quantité de commande requise par le distributeur à la période t .

Les nouvelles variables de décision (en plus de x_t^P et I_t^P), propres au producteur, sont :

vp_t^{PR} : ventes perdues par rapport à la quantité requise par le distributeur à la période t ;
 \tilde{z}_t^{PR} : quantité disponible pour le distributeur à la période t .

Le problème de planification de la production pour le producteur est formulé de la manière qui suit :

$$\text{Min } \sum_{t \in T} (m_t^P \cdot x_t^P + h_t^P \cdot I_t^P + cp_t^{RP} \cdot vp_t^{PR}) \quad (3.9)$$

s.c.

$$I_t^P = I_{t-1}^P + x_t^P - \tilde{z}_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.10)$$

$$\tilde{z}_t^{PR} = S_t^{RP} - vp_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.11)$$

$$x_t^P \leq M_t^P \quad \forall t \in T; \quad (3.12)$$

$$I_t^P \leq H_t^P \quad \forall t \in T; \quad (3.13)$$

$$x_t^P, I_t^P, \tilde{z}_t^{PR}, vp_t^{PR} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T. \quad (3.14)$$

La fonction objectif (3.9) consiste à minimiser le coût total pour le producteur (ce qui inclut les coûts de pénalités en cas de non satisfaction des quantités requises par le distributeur). Les contraintes (3.10) assurent la conservation du flux de produit. Les contraintes (3.11) résultent du processus de négociation. Les contraintes (3.12) et (3.13) sont les restrictions de capacité, et les contraintes (3.14) sont les contraintes d'intégralité des variables.

Lorsque la planification a été effectuée, le producteur peut transmettre au distributeur les quantités qu'il est prêt à mettre à sa disposition, définies comme :

$$S_t^{PR} = \tilde{z}_t^{PR} \quad \forall t \in T. \quad (3.15)$$

Pour le distributeur, outre ses données personnelles (δ_t^{PR} , δ_t^{RC} , h_t^R , Δ_t^{PR} , H_t^R) et les demandes d_t et les coûts de pénalités cp_t^R imposés par le client, une nouvelle donnée, envoyée par le producteur est à prendre en compte :

S_t^{PR} : la quantité mise à disposition par le producteur à la période t .

Le problème de planification logistique pour le distributeur est défini comme suit :

$$\text{Min } \sum_{t \in T} (\delta_t^{PR} \cdot z_t^{PR} + h_t^R \cdot I_t^R + \delta_t^{RC} \cdot z_t^{RC} + cp_t^R \cdot vp_t^R) \quad (3.16)$$

s.c.

$$z_t^{PR} \leq S_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.17)$$

$$I_t^R = I_{t-1}^R + z_t^{PR} - z_t^{RC} \quad \forall t \in T; \quad (3.18)$$

$$z_t^{RC} = d_t - vp_t^R \quad \forall t \in T; \quad (3.19)$$

$$I_t^R \leq H_t^R \quad \forall t \in T; \quad (3.20)$$

$$z_t^{PR} \leq \Delta_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.21)$$

$$I_t^R, z_t^{PR}, z_t^{RC}, vp_t^R \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T. \quad (3.22)$$

La fonction objectif (3.16) consiste à minimiser le coût total des activités du distributeur. Les contraintes (3.17) résultent du processus de négociation. Les contraintes (3.18) et (3.19) assurent la conservation du flux des produits. Les contraintes (3.20) - (3.21) sont les restrictions de capacité. Les contraintes (3.22) sont les contraintes d'intégralité des variables de décision.

Lorsque la planification a été effectuée, le distributeur peut transmettre au producteur les quantités qu'il souhaite commander, définies comme :

$$S_t^{RP} = z_t^{PR} \quad \forall t \in T. \quad (3.23)$$

On peut noter que les quantités planifiées par les deux acteurs sont liées par les contraintes (3.11) et (3.17) à l'aide des variables S_t^{RP} et S_t^{PR} qui sont échangées entre les acteurs. D'une part les contraintes (3.11) assurent que le producteur satisfasse au mieux la demande du distributeur (si les coûts de pénalité associés sont forts). D'autre part, grâce aux contraintes (3.17), le distributeur peut diminuer les quantités proposées par le producteur. Il convient de noter que le producteur n'impose d'ailleurs aucun coût de pénalité si le distributeur diminue les quantités proposées. Cependant, le distributeur n'a pas forcément intérêt à le faire car cela générerait des ventes perdues par rapport à la demande du client final et donc des coûts de pénalité.

Les coûts de pénalités dans le processus de négociation

Les résultats expérimentaux présentés dans Jung *et al.* (2008) ont analysé la performance de la chaîne logistique dans le cas décentralisé. Ils mettent en évidence que le coût total de la planification pour la chaîne logistique est lié à la valeur du coût de pénalité (cp_t^{RP}) imposé par le distributeur au producteur. Nous nous intéressons ici à l'analyse théorique de ce coût de pénalité afin d'obtenir les meilleures performances avec le processus de négociation.

En effet, à travers le processus de négociation, le producteur est dominé par le distributeur qui impose ses propres contraintes (capacités et coûts) par le biais des quantités de livraison requises qu'il envoie au producteur. D'une part le producteur optimise son planning de production en prenant en compte une borne supérieure sur les quantités à fournir (S_t^{RP}). D'autre part, le distributeur impose une pénalité financière si les quantités proposées par le producteur sont inférieures à la borne supérieure qu'il impose. Sans la

pénalité financière, une solution optimale pour le producteur est de ne rien produire, ce qui est un planning réalisable avec un coût nul. Ainsi, la satisfaction des quantités requises par le distributeur est dirigée par le coût de pénalité imposé par le distributeur. Nous considérons que le distributeur souhaite que le producteur satisfasse au mieux ses demandes. Ceci signifie donc qu'il doit régler correctement la valeur des coûts de pénalité.

Définition 3.1. $ct_{ij}^{prod} = m_i^P + \sum_{k=i}^{j-1} h_k^P$ est le coût total de production pour le producteur, i.e. le coût pour produire à la période i un produit demandé à la période j (le produit est donc stocké entre les périodes i et j).

Définition 3.2. $ct_{ij}^{transp} = \delta_i^{PR} + \sum_{k=i}^{j-1} h_k^R + \delta_j^{RC}$ est le coût total de transport pour le distributeur, i.e. le coût pour transporter un produit depuis l'usine du producteur à l'entrepôt à la période i pour satisfaire une demande à la période j (ainsi le produit est stocké entre les périodes i et j).

Nous distinguons trois cas pour les valeurs attribuées aux coûts de pénalité.

1. Si

$$cp_t^{RP} > \max_{1 \leq i \leq t} \{ct_{it}^{prod}\} \quad \forall t \in T; \quad (3.24)$$

le coût de pénalité est plus important que le coût maximum de production. Ainsi le producteur n'a pas intérêt à faire de ventes perdues par rapport à la demande du distributeur. Cependant, les capacités de production et de stockage peuvent tout de même empêcher le producteur de satisfaire entièrement les demandes du distributeur. Si aucun problème de capacité n'apparaît, les quantités proposées par le producteur seront alors égales à celles requises par le distributeur.

2. Si

$$cp_t^{RP} < \min_{1 \leq i \leq t} \{ct_{it}^{prod}\} \quad \forall t \in T; \quad (3.25)$$

le coût de pénalité est alors inférieur au coût minimum de production. Ainsi, produire une unité pour une demande de la période t est toujours plus cher que de ne rien produire et de payer la pénalité au distributeur. Le planning optimal pour le producteur est alors de ne rien produire et de payer uniquement les coûts de pénalité. Ainsi, le distributeur est lui aussi contraint de ne payer que des pénalités de ventes perdues à son client.

3. Si aucune des équations (3.24) et (3.25) n'est vérifiée, il est plus difficile d'anticiper le comportement du producteur, particulièrement dans le cas où les capacités sont serrées. En effet, les capacités peuvent augmenter le coût total de production du producteur (à cause du stockage de longue durée), et il est alors possible que les pénalités soient moins élevées que les coûts de production.

Ainsi, il est évident que du point de vue du distributeur les coûts de pénalités doivent être définis comme dans l'équation (3.24). Comme la chaîne logistique est décentralisée, le distributeur n'a aucune information concernant les coûts de production et de stockage du producteur. Il doit estimer ces données privées afin d'établir des coûts de pénalité bien adaptés. Cependant, ceci ne rentre pas dans le cadre de notre étude.

Par ailleurs, le même raisonnement peut être conduit concernant les coûts de pénalité en cas de ventes perdues imposés par le client final au distributeur. En supposant que le client final cherche à maximiser la satisfaction de sa demande, alors il suffit que

$$cp_t^R > \max_{1 \leq i \leq j \leq t} \left\{ ct_{ij}^{prod} + ct_{jt}^{transp} \right\} \quad \forall t \in T. \quad (3.26)$$

Efficacité du processus de négociation

Même si les coûts de pénalité sont bien définis, la performance de la planification décentralisée avec le processus de négociation peut encore être de mauvaise qualité. En effet, nous pointons deux situations de sous-performance : le problème de capacité de stockage et le problème de déséquilibre des coûts de stockage.

Définition 3.3. Séquence de pleine production limitée.

Soit $X_{uv} = (x_u^P; x_{u+1}^P; \dots; x_v^P)$ une séquence de production entre les périodes u et v . Cette séquence est dite "pleine" si $x_t^P = M_t^P \quad \forall x_t^P \in X_{uv}$. Cette séquence est dite "pleine et limitée" si de plus, $I_{u-1}^P = H_{u-1}^P$ et $vp_v^{PR} > 0$.

Remarque 3.1. Si une séquence de pleine production limitée apparaît dans le planning du producteur, ceci signifie qu'à une période $u - 1$ sa capacité de stockage est saturée, puis que la production est saturée entre les périodes u et v , et qu'il y a des pénuries à la période v . Ces pénuries ne peuvent donc pas être évitées car il n'est pas possible de produire ou de stocker plus entre les périodes u et v .

Le problème de capacité de stockage apparaît lorsqu'il y a une séquence de pleine production limitée dans le planning du producteur entre deux périodes u et v . Cependant, il est possible que le producteur puisse produire plus avant la période u , et que le distributeur transporte ce surplus avant la période u et le stocke jusqu'à la période v . Dans ce cas, le processus de négociation actuel ne permet pas au producteur de proposer au distributeur de livrer des quantités supplémentaires en avance afin d'éviter des ventes perdues.

Le problème de déséquilibre des coûts de stockage provient du fait que les deux acteurs ne cherchent pas à stocker les produits à l'endroit le moins coûteux. Ceci se produit car le distributeur initie le processus de négociation. Il réalise son premier planning sans prendre en compte les capacités du producteur et détermine les quantités de transport qui lui permettent de minimiser ses propres coûts. Il envoie ensuite ses demandes au producteur. Cependant, pour une demande à la période v , le producteur peut être contraint de produire une quantité q à une période antérieure u ($u < v$), et de stocker ces unités entre les périodes

u et $v - 1$. Mais il est possible que le distributeur soit en capacité de stocker ces q unités entre les périodes u et v avec un coût de stockage inférieur à celui du producteur.

Proposition 3.1. *Le coût total pour la chaîne logistique avec la Planification Décentralisée de la Chaîne Logistique (PDCL) peut être arbitrairement éloigné du coût optimal avec la Planification Centralisée de la Chaîne Logistique (PCCL) à cause du problème de capacité de stockage.*

Démonstration. Soit une instance avec un horizon de planification $T = \{1; \dots; |T|\}$, et une demande constante D du client final. Le distributeur a des capacités de transport et de stockage infinies. Le producteur a des capacités de production et de stockage constantes égales à D , excepté pour trois périodes : u , $u + 1$ et $u + 2$. La capacité de production à la période u est doublée ($M_u^P = 2 \cdot D$), la capacité de stockage à la période $u + 1$ est nulle ($H_{u+1}^P = 0$), et la capacité de production à la période $u + 2$ est nulle ($M_{u+2}^P = 0$). Tous les coûts sont constants et égaux à 1, sauf le coût de pénalité imposé par le client final égal à cp^R ($cp^R > 1$).

Dans le cas centralisé, il est facile de trouver une solution optimale, représentée dans la Table 3.1. Comme les coûts de production, transport et stockage sont tous égaux à 1, le coût total est $C_{PCCL} = 3 \cdot D \cdot |T| + 2 \cdot D$.

Périodes	$1 \dots u - 1$	u	$u + 1$	$u + 2$	$u + 3 \dots T $
x_t^P	D	$2 \cdot D$	D	0	D
I_t^P	0	D	0	0	0
z_t^{PR}	D	D	$2 \cdot D$	0	D
I_t^R	0	0	D	0	0
z_t^{RC}	D	D	D	D	D

TABLE 3.1 – Solution de la Planification Centralisée de la Chaîne Logistique.

Dans le cas décentralisé, le distributeur initie le processus de négociation et son plan optimal est de ne rien stocker, i.e. de faire le transport en juste à temps. Ainsi, il envoie au producteur les quantités requises $S^{RP} = (D; \dots; D)$. Cependant, le producteur ne peut pas satisfaire la demande à la période $u + 2$ à cause du problème de capacité de stockage. Il envoie donc au distributeur les quantités qu'il est en capacité de fournir $S^{PR} = (D; \dots; D; 0; D; \dots : D)$. Ensuite le distributeur, qui ne peut augmenter les quantités proposées par le producteur, entame une nouvelle itération du processus et propose des quantités de commande égales aux quantités mises à disposition par le producteur. Les deux acteurs sont alors d'accord sur les quantités à transporter et la négociation se termine. Le planning obtenu pour la chaîne logistique à l'issue de la négociation est présenté dans la Table 3.2. Ainsi, D ventes sont perdues, et le coût total est $C_{PDCL} = 3 \cdot D(|T| - 1) + D \cdot cp^R$.

Le coût dans le cas décentralisé est donc dévié du coût optimal par un facteur

$$d = \frac{C_{PDCL}}{C_{PCCL}} = \frac{3 \cdot D(|T| - 1) + D \cdot cp^R}{3 \cdot D \cdot |T| + 2 \cdot D} \geq \frac{D \cdot cp^R}{5 \cdot D \cdot |T|} \geq \frac{cp^R}{5 \cdot |T|}.$$

Périodes	$1 \dots u-1$	u	$u+1$	$u+2$	$u+3 \dots T $
x_t^P	D	D	D	0	D
I_t^P	0	D	0	0	0
z_t^{PR}	D	D	D	0	D
I_t^R	0	0	0	0	0
z_t^{RC}	D	D	D	D	D

TABLE 3.2 – Solution de la Planification Décentralisée de la Chaîne Logistique.

Ainsi, en augmentant la valeur du coût de pénalité cp^R imposé par le client final au distributeur, le coût total de PDCL peut être arbitrairement augmenté alors que le coût de la PCCL reste inchangé. \square

Proposition 3.2. *Le coût total pour la chaîne logistique avec la Planification Décentralisée de la Chaîne Logistique (PDCL) peut être arbitrairement éloigné du coût optimal avec la Planification Centralisée de la Chaîne Logistique (PCCL) à cause du problème de déséquilibre des coûts de stockage.*

Démonstration. Nous considérons une instance sur un horizon de planification $T = \{1; \dots; |T|\}$, avec des demandes constantes D de la part du client final. Le distributeur a des capacités de transport et de stockage infinies. Le producteur a des capacités de production et de stockage infinies, excepté la capacité de production de la période $u+1$ qui est nulle ($M_{u+1}^P = 0$). Tous les coûts sont constants et égaux à 1, sauf le coût de stockage du producteur qui est égal à h^P ($h^P > 1$).

Dans le cas de la planification centralisée, il est facile de trouver une solution optimale, comme présentée dans la Table 3.3. Le coût total de cette solution est $C_{PCCL} = 3 \cdot D \cdot |T| + D$.

Périodes	$1 \dots u-1$	u	$u+1$	$u+2 \dots T $
x_t^P	D	$2 \cdot D$	0	D
I_t^P	0	0	0	0
z_t^{PR}	D	$2 \cdot D$	0	D
I_t^R	0	D	0	0
z_t^{RC}	D	D	D	D

TABLE 3.3 – Solution de la Planification Centralisée de la Chaîne Logistique.

Pour la planification décentralisée, le distributeur initie le processus de négociation et son planning optimal consiste à ne rien stocker et à tout transporter en juste à temps. Il envoie donc les quantités requises $S = (D; \dots; D)$ au producteur. Ce dernier est en capacité de satisfaire les demandes du distributeur. Pour cela il doit stocker D unités à la fin de la période u . Les deux acteurs sont donc d'accord sur les quantités à transporter. Le

processus de négociation se termine donc avec un planning pour la chaîne logistique qui est présenté dans la Table 3.4. Le coût total de la solution de la planification décentralisée est $C_{PDCL} = 3 \cdot D \cdot |T| + D \cdot h^P$.

Périodes	$1 \dots u - 1$	u	$u + 1$	$u + 2 \dots T $
x_t^P	D	$2 \cdot D$	0	D
I_t^P	0	D	0	0
z_t^{PR}	D	D	D	D
I_t^R	0	0	0	0
z_t^{RC}	D	D	D	D

TABLE 3.4 – Solution de la Planification Décentralisée de la Chaîne Logistique.

Le coût dans le cas décentralisé est dévié du coût optimal par un facteur

$$d = \frac{C_{PDCL}}{C_{PCCL}} = \frac{3 \cdot D \cdot |T| + D \cdot h^P}{3 \cdot D \cdot |T| + D} \geq \frac{D \cdot h^P}{4 \cdot D \cdot |T|} \geq \frac{h^P}{4 \cdot |T|}.$$

Ainsi, en augmentant la valeur du coût unitaire de stockage pour le producteur, le coût total de la PDCL peut être arbitrairement augmenté tandis que le coût de la PCCL reste inchangé. \square

Ces deux cas de sous-performance du processus de négociation ont indiqué qu'avec ce processus de négociation, il est difficile pour les deux acteurs de la chaîne logistique de gérer le stockage, que ce soit en terme de coût ou en terme de gestion des capacités. Nous proposons dans la Section 3.4.1 des améliorations au processus de négociation afin d'éviter le problème de capacité de stockage.

3.4 Amélioration du processus et étude d'un mécanisme de type contrat

3.4.1 Amélioration par rapport au problème des capacités de stockage

Dans cette section, notre objectif est de déterminer de nouvelles règles du processus de négociation présenté dans le Section 3.3 afin d'éviter les ventes perdues causées par le problème de capacité de stockage. L'analyse de la sous-performance du processus de négociation actuel a clairement montré que les deux acteurs ont parfois la nécessité d'augmenter les quantités proposées par l'autre acteur. La possibilité d'augmenter les quantités est présentée en deux parties : d'une part pour le producteur, d'autre part pour le distributeur. Il est important de maintenir la convergence du processus de négociation, et de préserver l'application industrielle de ce processus. En effet, si les deux acteurs sont autorisés à augmenter les quantités sans aucune autre restriction alors le processus n'est plus convergent. En cas de désaccord, il deviendrait possible que chaque acteur reste sur sa position.

Définition 3.4. *Augmentation de quantité.*

Une augmentation de quantité dans le processus de négociation signifie qu'un acteur propose une quantité de commande/livraison supérieure à la quantité proposée par son fournisseur/client.

Augmentation des quantités pour le producteur

Modifications dans la modélisation. Dans le processus de négociation modifié, le producteur est autorisé à augmenter les quantités proposées par le distributeur. Cependant, du point de vue du distributeur, deux conditions sont requises :

- la quantité globale sur l'horizon de planification ne doit pas augmenter ;
- les retards ne sont pas autorisés : les propositions d'augmentation doivent être des propositions de livraison en avance, appelées ventes différées.

Par ailleurs, le distributeur peut donner au producteur une incitation financière pour l'encourager à augmenter les quantités de livraison qu'il propose (si des ventes perdues sont planifiées). Par exemple, si le producteur envisage une vente perdue à la période v , il prévoit de payer un coût de pénalité au distributeur ; mais si le producteur augmente la quantité de livraison à la période u ($u < v$), le coût de pénalité devrait diminuer. Ainsi, le distributeur a intérêt à inciter le producteur à faire des ventes différées pour compenser les ventes perdues afin que lui même évite des ventes perdues avec son client. Cependant, si le distributeur accepte la proposition d'augmentation des quantités, il devra faire plus de stockage. En ce sens, la différence entre la pénalité de vente perdue et l'incitation financière est similaire à une pénalité de livraison en avance que le producteur paye au distributeur.

Afin de modéliser cela, dans le problème de planification du producteur, donné par les équations (3.9) - (3.14), de nouvelles données, envoyées par le distributeur sont prises en compte :

if_t^{RP} : incitation financière unitaire pour proposer une vente différée à la période t .

Les nouvelles variables de décision sont :

vd_t^{PR} : nombre de ventes différées à la période t (augmentation de la quantité).

De plus, les équations (3.9), (3.11) et (3.14) sont remplacées par (3.27), (3.29) et (3.31) respectivement ; et les contraintes (3.30) sont ajoutées.

Le problème de planification pour le producteur est alors formulé comme :

$$\text{Min} \sum_{t \in T} (m_t^P \cdot x_t^P + h_t^P \cdot I_t^P) + \sum_{t \in T} cp_t^{RP} \cdot vp_t^{PR} + \sum_{t \in T} if_t^{RP} \cdot vd_t^{PR} \quad (3.27)$$

s.c.

$$(3.10), (3.12), (3.13); \quad (3.28)$$

$$\tilde{z}_t^{RP} = S_t^{RP} - vp_t^{RP} + vd_t^{RP} \quad \forall t \in T; \quad (3.29)$$

$$\sum_{t'=t}^{|T|} \tilde{z}_{t'}^{RP} \leq \sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{RP} \quad \forall t \in T; \quad (3.30)$$

$$x_t^P, I_t^P, \tilde{z}_t^{RP}, vp_t^{RP}, vd_t^{RP} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T. \quad (3.31)$$

La fonction objectif (3.27) consiste à minimiser les coûts de production et de stockage du producteur, plus les coûts de pénalité à payer au distributeur, moins les incitations financières reçues pour les ventes différées. Les contraintes (3.29) assurent que la quantité fournie par le producteur est celle demandée par le distributeur, altérée par des ventes perdues ou des ventes différées. Les contraintes (3.30) empêchent qu'il y ait des livraisons en retard. Lorsque $t = 1$, la contrainte (3.30) assure que la quantité globale sur l'horizon de planification n'augmente pas.

Paramétrage des incitations financières if_t^{RP} . Si le distributeur souhaite que la négociation se passe bien, il doit bien fixer les valeurs des coûts de pénalité cp_t^{RP} et d'incitations financières if_t^{RP} . Pour ce faire, les cinq conditions nécessaires qui suivent doivent être respectées. Il faut noter qu'elles dépendent des coûts du producteur qui sont inconnus du distributeur.

1. La première condition nécessaire assure que le producteur ne fait pas une vente différée afin de minimiser ses propres coûts de stockage. S'il est prévu dans son planning qu'il y ait du stockage entre les périodes t et i pour une demande de la période i , il ne doit pas faire une vente différée à la période t dans le but d'éviter le stockage. Ainsi, la condition

$$if_t^{RP} < \min_{t \leq i \leq |T|} \left\{ cp_i^{RP} - \sum_{j=t}^{i-1} h_j^P \right\} \quad \forall t \in T; \quad (3.32)$$

assure que l'incitation pour une augmentation à la période t est inférieure au coût total d'une vente perdue pour le producteur à la période i (coût de vente perdue moins coûts de stockage).

2. Un autre moyen pour le producteur de diminuer ses coûts grâce à des ventes différées serait de produire et de faire une proposition d'augmentation à la période t au lieu de produire pour satisfaire une demande après la période t . Pour le producteur, la condition

$$if_t^{RP} < \min_{1 \leq i \leq t} \left\{ ct_{it}^{prod} \right\} + \min_{t+1 \leq i \leq |T|} \left\{ cp_i^{RP} - \max_{t \leq j \leq i} \left\{ ct_{ji}^{prod} \right\} \right\} \quad \forall t \in T; \quad (3.33)$$

assure que ce qu'il gagnerait en faisant une proposition d'augmentation à la période t est inférieur au coût total de production d'une unité pour la période t plus le coût de non production après la période t (coût de pénalité moins coût total de production).

3. De plus, l'incitation financière doit réellement inciter le producteur à faire une proposition d'augmentation. Ainsi, la condition

$$if_t^{RP} > \max_{1 \leq i \leq t} \{ct_{it}^{prod}\} \quad \forall t \in T; \quad (3.34)$$

assure que l'incitation financière compense les coûts de production et de stockage si une unité supplémentaire est fabriquée par le producteur.

4. Par ailleurs, le distributeur définit les incitations financières de sorte que le producteur soit incité à faire les ventes différées au meilleur moment pour le distributeur. Si le producteur fait une vente perdue à la période v , et qu'il doit produire plus à la période u ($u < v$) pour faire une proposition d'augmentation, alors son intérêt est de faire la proposition d'augmentation à la période u , car il n'a alors aucun coût de stockage à payer. Ainsi, la condition

$$if_t^{RP} \geq if_{t-1}^{RP} + \delta_{t-1}^{PR} + h_{t-1}^R - \delta_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.35)$$

assure que d'une période à la suivante, les incitations proposées au producteur prennent en compte les coûts du distributeur.

5. Pour les périodes auxquelles le distributeur ne dispose plus de capacité de transport supplémentaire disponible, il doit dissuader le producteur de proposer des augmentations. Ainsi, il propose des incitations financières nulles sur ces périodes. La condition

$$(\Delta_t = S_t^{RP}) \Rightarrow (if_t^{RP} = 0) \quad \forall t \in T; \quad (3.36)$$

est prioritaire par rapport aux conditions précédentes.

Avec ce processus de négociation modifié, le producteur peut augmenter les quantités de livraison proposées par le distributeur. Cependant, il est possible que le distributeur accepte seulement une partie de ces propositions d'augmentation à cause par exemple de ses capacités de transport et de stockage. Il doit donc être en mesure de faire de nouvelles propositions au producteur sans pour autant engendrer de ventes perdues, i.e. qu'il peut aussi proposer des augmentations de quantités de livraison.

Augmentation des quantités pour le distributeur

Modifications dans la modélisation. Dans le processus de négociation proposé par Jung *et al.* (2008), le distributeur n'a pas de pénalité à payer s'il diminue les propositions du producteur. Le distributeur peut désormais augmenter les quantités proposées par le producteur, mais par rapport au point de vue du producteur :

- la quantité globale sur l’horizon de planification ne doit pas augmenter ;
- les propositions d’augmentation peuvent être des commandes avancées mais pas retardées (le producteur ne veut pas faire de stockage car le distributeur retarde ses demandes).

De plus, pour chaque augmentation des quantités, un coût imposé par la producteur est à payer par le distributeur. Afin de modéliser cela, dans le problème de planification du distributeur donné par les équations (3.16) - (3.22), les données suivantes envoyées par le producteur sont considérées :

cp_t^{PR} : coût unitaire de pénalité pour une commande avancée à la période t .

Les nouvelles variables de décision sont :

ca_t^{RP} : nombre de commandes avancées à la période t (augmentation de la quantité).

Par ailleurs, dans la formulation du problème de planification, les équations (3.16), (3.17), (3.19) et (3.22) sont remplacées par respectivement (3.37), (3.39), (3.40) et (3.42) ; et les contraintes (3.41) sont ajoutées.

Le problème de planification pour le distributeur est alors formulé comme :

$$\text{Min} \sum_{t \in T} (\delta_t^{PR} \cdot z_t^{PR} + h_t^R \cdot I_t^R + \delta_t^{RC} \cdot z_t^{RC}) + \sum_{t \in T} cp_t^R \cdot vp_t^R + \sum_{t \in T} cp_t^{PR} \cdot ca_t^{RP} \quad (3.37)$$

s.c.

$$(3.18), (3.20), (3.21); \quad (3.38)$$

$$z_t^{PR} \leq S_t^{PR} + ca_t^{RP} \quad \forall t \in T; \quad (3.39)$$

$$z_t^{RC} = d_t - vp_t^R \quad \forall t \in T; \quad (3.40)$$

$$\sum_{t'=t}^{|T|} z_{t'}^{PR} \leq \sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.41)$$

$$I_t^R, z_t^{PR}, z_t^{RC}, vp_t^R, ca_t^{RP} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T. \quad (3.42)$$

L’objectif (3.37) est de minimiser les coûts de transport et de stockage pour le distributeur plus les coûts de pénalité en cas de ventes perdues par rapport au client final, plus les coûts de pénalité en cas de commandes avancées. Les contraintes (3.39) assurent que les quantités transportées par le distributeur sont au plus celles proposées par le producteur, à moins de faire une commande avancée. Les contraintes (3.41) empêchent que le distributeur retarde les demandes faites au producteur. Lorsque $t = 1$, la contrainte (3.41) assure que la quantité globale sur l’horizon de planification n’augmente pas.

Paramétrage des coûts de pénalité cp_t^{PR} . C’est à présent au producteur d’établir les bonnes valeurs des coûts de pénalité cp_t^{PR} . Les trois conditions nécessaires qui suivent doivent être respectées. Cependant, il convient de noter qu’elles dépendent des coûts du distributeur qui sont inconnus du producteur.

1. Tout d'abord, le producteur doit s'assurer que le distributeur ne fasse pas de proposition d'augmentation dans le but de diminuer ses coûts (au distributeur). Ainsi, la condition

$$cp_t^{PR} > \max_{t \leq i \leq j \leq |T|} \{ct_{ij}^{transp}\} \quad \forall t \in T; \quad (3.43)$$

assure que le coût qui est payé au producteur pour faire une proposition d'augmentation est supérieur au coût total de transport et stockage maximum pour le distributeur.

2. De plus, le producteur ne doit pas dissuader le distributeur de proposer des commandes avancées, i.e. qu'elles doivent être plus attractives que de faire des ventes perdues au client final. La condition

$$cp_t^{PR} < cp_t^R - \max_{t \leq i \leq j \leq |T|} \{ct_{ij}^{transp}\} \quad \forall t \in T; \quad (3.44)$$

assure que le coût payé au producteur en cas de proposition d'augmentation soit inférieur au coût payé au client final en cas de vente perdue moins le coût total de transport et stockage maximal (qui n'est pas payé s'il y a une vente perdue).

3. Lorsque le producteur n'a pas pu satisfaire les quantités requises par le distributeur, ce dernier ne doit pas ensuite essayer de faire une proposition d'augmentation sur la période qui a posé problème. Ainsi, la condition

$$(S_t^{PR} < S_t^{RP}) \Rightarrow \left(cp_t^{PR} > \max_{t \leq i \leq |T|} \{cp_i^R\} \right) \quad \forall t \in T; \quad (3.45)$$

assure que pour de telles périodes le coût à payer au producteur pour une proposition d'augmentation est supérieur au coût de vente perdue à payer au client final. Évidemment, cette règle est prioritaire par rapport aux deux précédentes.

Bien que les coûts de pénalité puissent sembler excessifs, nous ne nous intéressons pas ici au détail des flux financiers entre les acteurs. De même que pour le processus de négociation de base proposé par Jung *et al.* (2008), aucun coût n'est à payer lors de la dernière itération du processus de négociation. En outre, il est important de noter que dans le cas de la planification décentralisée, les données des autres acteurs de la chaîne logistique sont supposées inconnues, et ainsi les coûts de pénalité fixés par chacun des acteurs sont basés sur des estimations. Nous avons seulement proposé dans cette section des indications sur la façon de fixer de tels coûts de pénalité.

Par conséquent, les deux acteurs de la chaîne logistique sont autorisés à augmenter les quantités prévisionnelles de commande/livraison avec un ensemble de conditions nécessaires afin de fixer la valeur des coûts de pénalité et des incitations financières pour éviter des propositions aberrantes. Nous notons à présent PDACL la Planification Décentralisée Améliorée de la Chaîne Logistique qui intègre les améliorations proposées sur le processus de négociation entre les acteurs.

Convergence du processus de négociation amélioré

Proposition 3.3. *PDACL termine toujours avec un planning global réalisable.*

Démonstration. Tout d'abord, il est clair qu'une paire de plannings localement réalisables pour le producteur et le distributeur est obtenue à chaque itération du processus de négociation. Chaque planning proposé satisfait en effet l'ensemble des contraintes. Montrons à présent que les quantités que les acteurs souhaitent échanger convergent, i.e. qu'il existe un planning final réalisable.

Soit $X_t^{\alpha,i}$ la valeur d'une variable de décision X_t^α à l'itération i du processus de négociation. Montrons que $\forall t \in T$, $(S_t^{RP,i})_{i \geq 0}$ et $(S_t^{PR,i})_{i \geq 0}$ convergent vers une même valeur réalisable.

Soit $t \in T$ et $i \geq 0$. D'après la contrainte (3.30), $\sum_{t'=t}^{|T|} \tilde{z}_{t'}^{PR,i} \leq \sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{RP,i}$. De plus, $\forall t \in T, S_t^{PR,i} = \tilde{z}_t^{PR,i}$. Donc $\sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{PR,i} \leq \sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{RP,i}$.

D'après la contrainte (3.41), $\sum_{t'=t}^{|T|} z_{t'}^{PR,i} \leq \sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{PR,i}$. De plus, $\forall t \in T, S_t^{RP,i+1} = z_t^{PR,i}$. Donc $\sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{RP,i+1} \leq \sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{RP,i}$. Ainsi,

$$\forall i \geq 0, \sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{RP,i} \geq \sum_{t'=t}^{|T|} \tilde{S}_{t'}^{RP,i} \geq \sum_{t'=t}^{|T|} S_{t'}^{RP,i+1} \geq \sum_{t'=t}^{|T|} \tilde{S}_{t'}^{RP,i+1}. \quad (3.46)$$

Montrons à présent, par récurrence, que $\forall t \in \{1; \dots; |T|\}$, $(S_t^{RP,i})_{i \geq 0}$ et $(S_t^{PR,i})_{i \geq 0}$ convergent vers la même valeur. Pour $t = |T|$, d'après (3.46), il est clair que $S_{|T|}^{RP,i+1} \leq S_{|T|}^{RP,i+1} \leq S_{|T|}^{PR,i} \leq S_{|T|}^{RP,i}$. Les suites $(S_{|T|}^{RP,i})_{i \geq 0}$ et $(S_{|T|}^{PR,i})_{i \geq 0}$ sont décroissantes et minorées par 0. Elles sont donc convergentes et il est clair qu'elles convergent vers la même valeur.

Soit n tel que $1 \leq n \leq |T| - 1$. Supposons que $\forall t \in \{n+1; \dots; |T|\}$, $(S_t^{RP,i})_{i \geq 0}$ et $(S_t^{PR,i})_{i \geq 0}$ convergent vers la même valeur l_t . Comme il s'agit de suites entières, $\exists i_{conv} \in \mathbb{N}$ tel que $\forall i \geq i_{conv}, \forall t \in \{n+1; \dots; |T|\}, S_t^{RP,i} = S_t^{PR,i+1} = l_t$. Ceci signifie qu'à partir de l'itération i_{conv} du processus de négociation, toutes les quantités de livraison entre les périodes $n+1$ et $|T|$ ont convergé.

D'après (3.46),

$$\forall i \geq 0, \sum_{t'=n}^{|T|} S_{t'}^{RP,i} \geq \sum_{t'=n}^{|T|} S_{t'}^{PR,i} \geq \sum_{t'=n}^{|T|} S_{t'}^{RP,i+1} \geq \sum_{t'=n}^{|T|} S_{t'}^{PR,i+1},$$

i.e.

$$\forall i \geq 0, S_n^{RP,i} + \sum_{t'=n+1}^{|T|} S_{t'}^{RP,i} \geq S_n^{PR,i} + \sum_{t'=n+1}^{|T|} S_{t'}^{PR,i} \geq S_n^{RP,i+1} + \sum_{t'=n}^{|T|} S_{t'}^{RP,i+1} \geq S_n^{PR,i+1} + \sum_{t'=n}^{|T|} S_{t'}^{PR,i+1}.$$

Cependant,

$$\forall i \geq i_{conv}, \sum_{t'=n+1}^{|T|} S_{t'}^{RP,i} = \sum_{t'=n+1}^{|T|} S_{t'}^{PR,i} = \sum_{t'=n+1}^{|T|} S_{t'}^{RP,i+1} = \sum_{t'=n+1}^{|T|} S_{t'}^{PR,i+1} = \sum_{t'=n}^{|T|} l_{t'}.$$

Ainsi,

$$\forall i \geq i_{conv}, S_n^{RP,i} \geq S_n^{PR,i} \geq S_n^{RP,i+1} \geq S_n^{PR,i+1}.$$

Puisque $(S_n^{RP,i})_{i \geq 0}$ et $(S_n^{PR,i})_{i \geq 0}$ sont des suites décroissantes à partir de l'indice i_{conv} , et qu'elles sont bornées par 0 il est clair qu'elles convergent vers la même valeur.

Ainsi, $\forall t \in \{1; \dots; |T|\}$, $(S_t^{RP,i})_{i \geq 0}$ et $(S_t^{PR,i})_{i \geq 0}$ convergent vers la même valeur. Ceci signifie que le processus de négociation se termine avec une solution globale réalisable. \square

3.4.2 Contrat à base de remises sur quantité

Nous proposons ici une coordination entre les acteurs grâce à un contrat classique de la littérature : les remises sur quantité. Il existe deux types majeurs de remises sur quantité, nommés remise globale (lorsque la remise est appliquée à chaque unité commandée lorsque la quantité de commande est supérieure à la quantité de remise), et remise incrémentale (lorsque la remise est appliquée uniquement pour les unités commandées au delà de la quantité de remise). Nous considérons ici qu'une remise incrémentale est appliquée. Chen et Robinson (2012) ont montré que ce type de remise peut donner au moins d'aussi bons résultats que les remises globales. Il est aussi possible d'utiliser plusieurs quantités de remise pour une meilleure performance de la chaîne logistique. Cependant, nous cherchons à développer une planification décentralisée réaliste, et Kalkanci *et al.* (2011) expliquent qu'en pratique les contrats remises sur quantité complexes n'augmentent pas le profit en comparaison des contrats plus simples. Pour ce contrat remise sur quantité incrémentale avec une quantité de remise, deux paramètres sont considérés :

Q_{min} : quantité de remise, i.e. la quantité de commande à partir de laquelle la remise est appliquée ;

p_{QD} : le prix unitaire de remise.

Nous considérons que le producteur fixe ces deux paramètres avant la première négociation avec le distributeur, et que le distributeur connaît ces données, qui restent fixes au cours de la négociation. L'allure de la fonction de coût est présentée dans la Figure 3.3.

Comme les remises sur quantité sont liées aux prix, nous ne nous intéressons plus à la minimisation des coûts mais à la maximisation de profit. Nous ne prenons plus en compte de pénalités en cas de ventes perdues et nous considérons que les acteurs satisfont leur

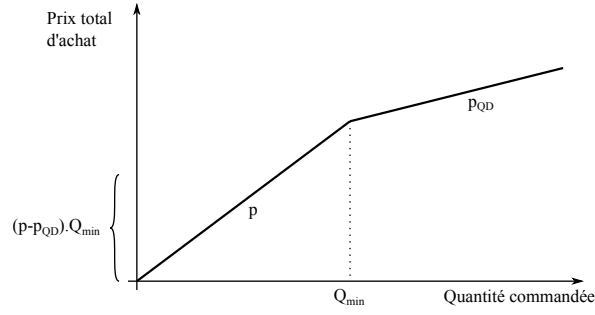


FIGURE 3.3 – Remise sur quantité incrémentale avec une quantité de remise (Q_{min}).

demande tant que cela leur permet d'augmenter leur revenu. Par ailleurs, nous adaptons légèrement le processus de base présenté en Section 3.3.2, car nous ne considérons plus de pénalités si le producteur ne satisfait pas les demandes du distributeur. Cependant le processus reste toujours convergent car les quantités de livraison forment toujours une suite décroissante au cours de la négociation. Par ailleurs, pour que le producteur ait un intérêt à proposer des remises à son client, nous introduisons ici des coûts fixes de production pour le producteur. Ces coûts fixes peuvent être interprétés comme des coûts de mise en fonctionnement de la ligne de production (consommation d'énergie, besoins en main d'œuvre).

Les données pour le planning du producteur, en addition des paramètres de remise sur quantités et des données précédemment définies, sont les suivantes :

pr : prix de vente normal (si aucune remise n'est appliquée) ; on suppose que $pr > p_{QD}$;
 f_t^P : coût fixe de production (à l'usine) à la période t .

Les nouvelles variables de décision pour le planning du producteur sont les suivantes :

y_t^P : $\begin{cases} 1 & \text{s'il y a de la production à la période } t \ (x_t^P > 0), \\ 0 & \text{sinon ;} \end{cases}$
 $\tilde{z}_t^{PR,0}$: quantité de livraison pour le distributeur à la période t si aucune remise n'est appliquée (i.e. $\tilde{z}_t^{PR} \leq Q_{min}$) ;
 $\tilde{z}_t^{PR,1}$: quantité de livraison pour le distributeur à la période t si une remise est appliquée (i.e. $\tilde{z}_t^{PR} > Q_{min}$) ;
 \tilde{k}_t^0 : $\begin{cases} 1 & \text{si la remise n'est pas appliquée à la période } t, \\ 0 & \text{sinon ;} \end{cases}$
 \tilde{k}_t^1 : $\begin{cases} 1 & \text{si la remise est appliquée à la période } t, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$

Le modèle de dimensionnement de lot est défini pour le producteur par le PLNE suivant :

$$\text{Max} \sum_{t \in T} \left(pr \cdot \tilde{z}_t^{PR} + p_{QD} \cdot \tilde{z}_t^{PR,1} + (pr - p_{QD}) \cdot Q_{min} \cdot \tilde{k}_t^1 \right) - \sum_{t \in T} (m_t^P \cdot x_t^P + f_t^P \cdot y_t^P + h_t^P \cdot I_t^P) \quad (3.47)$$

s.c.

$$(3.10); (3.13); \quad (3.48)$$

$$\tilde{z}_t^{PR} \leq S_t^{RP} \quad \forall t \in T; \quad (3.49)$$

$$x_t^P \leq M_t^P \cdot y_t^P \quad \forall t \in T; \quad (3.50)$$

$$\tilde{k}_t^0 + \tilde{k}_t^1 \leq 1 \quad \forall t \in T; \quad (3.51)$$

$$\tilde{z}_t^{PR,0} \leq Q_{min} \cdot \tilde{k}_t^0 \quad \forall t \in T; \quad (3.52)$$

$$\tilde{z}_t^{PR,1} \geq (Q_{min} + 1) \cdot \tilde{k}_t^1 \quad \forall t \in T; \quad (3.53)$$

$$\tilde{z}_t^{PR} = \tilde{z}_t^{PR,0} + \tilde{z}_t^{PR,1} \quad \forall t \in T; \quad (3.54)$$

$$x_t^P, I_t^P, \tilde{z}_t^{PR}, \tilde{z}_t^{PR,0}, \tilde{z}_t^{PR,1} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T; \quad (3.55)$$

$$\tilde{k}_t^0, \tilde{k}_t^1, y_t \in \{0; 1\} \quad \forall t \in T. \quad (3.56)$$

La fonction objectif (3.47) consiste à maximiser le profit du producteur, i.e. le revenu des ventes au distributeur moins les coûts de production et de stockage. Les contraintes (3.49) permettent de tenir compte des demandes du distributeur et ainsi d'assurer la convergence du processus de négociation. Les contraintes (3.50) assurent la restriction sur les capacités de production et permettent que le coût fixe de production soit payé si la quantité produite est non nulle. Les contraintes (3.51) - (3.54) permettent de déterminer si la remise est appliquée ou non. Les contraintes (3.55) et (3.56) sont les contraintes sur les domaines de définition des variables de décision.

Les données pour le planning du distributeur, en plus des paramètres pour les remises sur quantité et des données définies précédemment sont les suivantes :

pr : prix normal d'achat (si la remise n'est pas appliquée) ;

pv : prix de vente au client final.

Les variables de décision supplémentaires pour le planning du distributeur sont les suivantes :

$z_t^{PR,0}$: quantité commandée au producteur à la période t si aucune remise n'est appliquée (i.e. $z_t^{PR} \leq Q_{min}$) ;

$z_t^{PR,1}$: quantité commandée au producteur à la période t si la remise est appliquée (i.e. $z_t^{PR} > Q_{min}$) ;

k_t^0 : $\begin{cases} 1 & \text{si la remise n'est pas appliquée à la période } t, \\ 0 & \text{sinon ;} \end{cases}$

$$k_t^1 : \begin{cases} 1 & \text{si la remise est appliquée à la période } t, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Le modèle de dimensionnement de lot est défini pour le distributeur par le PLNE suivant :

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad & \sum_{t \in T} pv \cdot z_t^{RC} - \sum_{t \in T} \left(pr \cdot z_t^{PR,0} + p_{QD} \cdot z_t^{PR,1} + (pr - p_{QD}) \cdot Q_{min} \cdot k_t^1 \right) \\ & - \sum_{t \in T} (\delta_t^{PR} \cdot z_t^{PR} + h_t^R \cdot I_t^R + \delta_t^{RC} \cdot z_t^{RC}) \end{aligned} \quad (3.57)$$

s.c.

$$(3.17); (3.18); (3.20); (3.21); \quad (3.58)$$

$$z_t^{RC} \leq d_t \quad \forall t \in T; \quad (3.59)$$

$$k_t^0 + k_t^1 \leq 1 \quad \forall t \in T; \quad (3.60)$$

$$z_t^{PR,0} \leq Q_{min} \cdot k_t^0 \quad \forall t \in T; \quad (3.61)$$

$$z_t^{PR,1} \geq (Q_{min} + 1) \cdot k_t^1 \quad \forall t \in T; \quad (3.62)$$

$$z_t^{PR} = z_t^{PR,0} + z_t^{PR,1} \quad \forall t \in T; \quad (3.63)$$

$$z_t^{PR}, I_t^R, z_t^{RC}, z_t^{PR,0}, z_t^{PR,1} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T; \quad (3.64)$$

$$k_t^0, k_t^1 \in \{0; 1\} \quad \forall t \in T; \quad (3.65)$$

La fonction objectif (3.57) consiste à maximiser le profit du distributeur ; i.e. le revenu de ses ventes au client final moins les coûts d'achat au producteur, moins les coûts de transport et de stockage. Les contraintes (3.59) assurent que le distributeur ne vende pas plus que la demande du client. Les contraintes (3.60) - (3.63) permettent de déterminer si la remise est appliquée ou non. Les contraintes (3.64) et (3.65) sont les contraintes sur les domaines de définition des variables de décision.

3.5 Modèle à deux échelons

Nous étudions dans cette section des extensions des mécanismes présentés sur une chaîne logistique dyadique à une chaîne logistique plus générale à deux échelons. Nous considérons ici encore que les fournisseurs sont des producteurs qui gèrent leur production et un stockage en aval, et les clients sont des distributeurs qui gèrent le transport depuis les producteurs jusqu'au client final avec possibilité de stocker dans un entrepôt. Nous présentons d'abord le cas d'une chaîne divergente, et la façon dont un fournisseur peut gérer le cas multi-clients. Dans ce cas, il convient de proposer une solution au problème de répartition des pénuries entre les clients. Puis nous étudions une chaîne convergente, et donc la prise en compte de plusieurs fournisseurs par un client. Il s'agit alors de répondre au problème de répartition des commandes entre les fournisseurs. Il est ensuite possible de

regrouper ces deux études afin d'avoir une modélisation complète d'une chaîne logistique à deux échelons.

Par ailleurs, notre étude est au niveau tactique, et il ne s'agit donc pas dans les cas multi-clients ou multi-fournisseurs de faire de la sélection, mais d'attribuer des quantités de commande/livraison. De plus, nous avons présenté précédemment des processus de négociation qui permettent d'échanger très peu d'informations, et en aucun cas des informations sensibles comme les capacités ou les coûts. Dans cette section cette hypothèse est toujours considérée.

En outre, dans ce cadre multi-acteurs, chacun des acteurs de la chaîne logistique a besoin d'informations fournies par ses clients/fournisseurs pour faire son planning. Dans ce travail, nous considérons que les processus de décision sont synchronisés à chacun des échelons. Ainsi, un acteur ne commence sa planification que lorsqu'il a reçu les messages de tous ses clients/fournisseurs. Nous prenons cette hypothèse car nous étudions un problème de planification au niveau tactique et chaque période représente un temps assez long (de quelques semaines à quelques mois). Ainsi, il n'est pas irréaliste que les acteurs se synchronisent, et que lorsqu'une information est envoyée, il n'y ait pas besoin d'une réponse immédiate.

Dans cette section, nous présentons une extension du mécanisme de base proposé par Jung *et al.* (2008) au cas multi-acteurs sur deux échelons, par souci de ne pas trop surcharger les modèles présentés. Cependant, il est tout à fait possible d'utiliser le mécanisme amélioré ou les remises sur quantité présentés dans la Section 3.4.

3.5.1 Type n distributeurs - 1 producteur

Nous étudions ici le cas d'une chaîne logistique divergente avec un producteur qui fournit plusieurs distributeurs indépendants. De plus, nous considérons que les distributeurs ne sont pas en compétition du point de vue du client final, i.e. que chaque distributeur a son propre marché. Par contre, ils sont en compétition vis-à-vis du producteur car ils partagent tous un fournisseur commun, dont les ressources sont limitées.

Nous étudions ici un problème de minimisation de coûts avec une extension au cas multi-acteurs du mécanisme proposé par Jung *et al.* (2008). Ainsi le producteur est soumis à des coûts de pénalités de la part de ses clients s'il ne satisfait pas leurs demandes. Nous considérons ici que ces coûts sont identiques pour tous les distributeurs. Dans le cas contraire, le producteur aurait intérêt à satisfaire prioritairement les demandes du distributeur qui impose le plus fort coût de pénalité, ce qui encourage alors les distributeurs à imposer une pénalité la plus élevée possible. Cependant notre intérêt n'est pas sur le comportement des acteurs lors de la conception des contrats, et le coût de pénalité n'est donc pas considéré comme un élément pertinent lors de l'attribution des ventes perdues dans ce travail.

Le producteur attend donc de recevoir toutes les demandes de la part de ses clients avant d'optimiser son planning. Dans le modèle de planification, toutes les demandes

peuvent être agrégées puisque le coût de pénalité associé aux ventes perdues est identique pour tous les clients. Ainsi, la répartition des ventes perdues peut être réalisée dans un second temps.

Planification de la production

Outre les données internes et privées (coûts et capacités) pour le producteur présenté précédemment, le producteur a aussi connaissance de :

R = ensemble des distributeurs connus.

Chaque distributeur r ($\in R$) envoie au producteur les données suivantes :

cp_t^{RP} = coût unitaire de pénalité en cas de non satisfaction des quantités requises par les distributeurs à la période t ;

S_t^{rP} = quantité de commande requise par le distributeur r pour la période t .

Les variables de décision sont les mêmes que les précédentes, à l'exception de vp_t^{PR} qui représente dorénavant les ventes perdues globales par rapport à la quantité requise par l'ensemble des distributeurs à la période t ($\sum_{r \in R} S_t^{rP}$), et \tilde{z}_t^{PR} qui représente la quantité disponible pour l'ensemble des distributeurs à la période t .

Le modèle de dimensionnement de lot pour le producteur est formulé de la manière suivante :

$$\text{Min} \quad \sum_{t \in T} (m_t^P \cdot x_t^P + h_t^P \cdot I_t^P + cp_t^{RP} \cdot vp_t^{PR}) \quad (3.66)$$

$$\text{s.c.} \quad (3.10); (3.12); (3.13); (3.14); \quad (3.67)$$

$$\tilde{z}_t^{PR} = \sum_{r \in R} S_t^{rP} - vp_t^{PR} \quad \forall t \in T. \quad (3.68)$$

La fonction objectif (3.66) consiste à minimiser le coût total de planification pour le producteur (y compris les coûts de pénalité). Les contraintes (3.68) résultent du processus de négociation et garantissent en partie la convergence du processus.

Comportement du producteur : répartition des ventes perdues

A cause des restrictions de capacité, il est possible que le producteur ait des ventes perdues par rapport aux demandes de ses clients. Mais comme le producteur a plusieurs clients, une fois le planning établi, il doit décider de la répartition de ces quantités entre ses différents clients. Cette décision peut être prise après le processus de planification car il est considéré que les coûts de pénalité imposés par les distributeurs sont identiques. Pour le producteur, plusieurs stratégies de répartition sont possibles. Nous ne présentons pas ici de stratégie concrète, mais nous présentons un cadre dans lequel un poids α_t^r est attribué

à chaque distributeur r ($\in R$) pour chaque période t de l'horizon de planification T . Le problème de répartition consiste alors à équilibrer les ventes perdues pondérées. Le critère d'équilibrage est l'écart maximal, en valeur absolue, entre les ventes perdues pondérées. Ainsi, les poids permettent de différencier les distributeurs et le critère d'équilibrage resserre l'équilibre en focalisant sur les valeurs extrêmes.

Les données prise en compte par le producteur, en plus de l'horizon de planification T , et des quantités de commande des distributeurs S_t^P sont les suivantes :

α_t^r = poids attribué au distributeur r ($\in R$) pour la période t (à définir par le producteur selon sa stratégie) ;
 vp_t^{PR} = ventes perdues globales pour la période t (provient du planning optimal de production).

Les variables de décision sont les suivantes :

vp_t^{Pr} = vente perdue allouée au distributeur r pour la période t ;
 ε_t^{max} = l'écart maximal absolu entre les ventes perdues pondérées à la période t .

Le problème de répartition des ventes perdues est formulé avec le Programme Linéaire à Variables Mixtes suivant :

$$\text{Min} \quad \sum_{t \in T} \varepsilon_t^{max} \quad (3.69)$$

$$\text{s.c.} \quad \alpha_t^r \cdot vp_t^{Pr} - \alpha_t^{r'} \cdot vp_t^{Pr'} \leq \varepsilon_t^{max} \quad \forall t \in T, \forall r, r' \in R; \quad (3.70)$$

$$\alpha_t^r \cdot vp_t^{Pr} - \alpha_t^{r'} \cdot vp_t^{Pr'} \geq -\varepsilon_t^{max} \quad \forall t \in T, \forall r, r' \in R; \quad (3.71)$$

$$vp_t^{Pr} \leq S_t^P \quad \forall t \in T, \forall r \in R; \quad (3.72)$$

$$\sum_{r \in R} vp_t^{Pr} = vp_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.73)$$

$$\varepsilon_t^{max} \geq 0 \quad \forall t \in T; \quad (3.74)$$

$$vp_t^{Pr} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T, \forall r \in R. \quad (3.75)$$

La fonction objectif (3.69) minimise la somme des écarts absolus maximaux des ventes perdues pondérées des distributeurs. Puisque les périodes sont indépendantes dans ce problème, l'écart est minimisé pour chacune des périodes de l'horizon de planification. Les contraintes (3.70) - (3.71) assurent que ε_t est l'écart absolu maximal entre les ventes perdues pondérées ($\varepsilon_t^{max} = \max_{r, r' \in R} \{|\alpha_t^r \cdot vp_t^{Pr} - \alpha_t^{r'} \cdot vp_t^{Pr'}|\}$). Les contraintes (3.72) assurent que les ventes perdues pour chaque distributeur ne soient pas supérieures à la quantité demandée. Ceci permet aussi d'assurer la convergence du processus de négociation avec chacun des distributeurs puisque les ventes perdues ne peuvent pas être négatives. Les contraintes (3.73) assurent que la quantité globale de ventes perdues est répartie entre les distributeurs. Les contraintes (3.74) et (3.75) sont les contraintes pour les variables de décision.

Lorsque le problème de répartition des ventes perdues est résolu, le producteur calcule $S_t^{Pr} = S_t^{rP} - vp_t^{Pr}$ pour chacune des périodes t de l'horizon de planification T et chacun des distributeurs $r \in R$. Ensuite le producteur peut envoyer aux distributeurs l'information à propos des quantités mises à leur disposition.

3.5.2 Type 1 distributeur - m producteurs

Nous étudions ici le cas d'une chaîne logistique convergente avec un distributeur qui est fourni par plusieurs producteurs indépendants. Ces derniers sont en compétition vis-à-vis du distributeur car ils partagent tous un client commun qui leur attribue des commandes.

Nous considérons ici que les coûts de transport de l'usine des fournisseurs jusqu'à l'entrepôt du distributeur sont identiques pour tous les fournisseurs. Dans le cas contraire, le distributeur passerait une commande uniquement auprès du fournisseur dont le coût de transport est le moins élevé. Mais notre intérêt n'est pas sur ce point, nous considérons (1) que les fournisseurs ont préalablement été sélectionnés en tenant compte des coûts de transport, et (2) qu'ils sont différenciés, au niveau tactique, sur d'autres critères.

Le distributeur attend de recevoir la demande du client final avant d'optimiser son premier planning (il est supposé à ce moment que les fournisseurs peuvent fournir des quantités infinies). Au cours du processus de négociation, le distributeur attend de recevoir les quantités livrables par tous les fournisseurs avant d'optimiser à nouveau son planning. Dans le modèle de planification, toutes les quantités livrables par les fournisseurs peuvent être agrégées puisque le coût de transport est identique pour tous les fournisseurs. Ainsi, la répartition des quantités de commande peut être réalisée dans un second temps.

Planification du transport

En plus des données internes et privées (coûts, capacités et données du client final) du distributeur, la donnée suivante est aussi considérée :

P = ensemble des producteurs connus.

Chacun producteur p ($\in P$) envoie les informations suivantes :

S_t^{pR} = la quantité de livraison disponible chez le producteur p à la période t .

Les variables de décision sont les mêmes que précédemment, avec z_t^{PR} qui représente la quantité globale transportée depuis toutes les usines des producteurs vers l'entrepôt du distributeur.

Le modèle de dimensionnement de lot pour le distributeur est formulé comme suit :

$$\text{Min} \quad \sum_{t \in T} (\delta_t^{PR} \cdot z_t^{PR} + h_t^R \cdot I_t^R + \delta_t^{RC} \cdot z_t^{RC} + cp_t^R \cdot vp_t^R); \quad (3.76)$$

$$\text{s.c.} \quad (3.18); (3.19); (3.20); (3.21); (3.22) \quad (3.77)$$

$$z_t^{PR} \leq \sum_{p \in P} S_t^{pR} \quad \forall t \in T. \quad (3.78)$$

La fonction objectif (3.76) consiste à minimiser le coût total de planification pour le distributeur. Les contraintes (3.78) résultent du processus de négociation et permettent en partie la convergence du processus : le distributeur ne peut pas commander plus que la somme des quantités disponibles.

Comportement du distributeur : répartition des commandes et croyances par rapport aux capacités des producteurs

Dans la processus de négociation proposé, le distributeur doit décider de la répartition des commandes entre ses fournisseurs au début de la négociation. Avec le processus proposé par Jung *et al.* (2008) ce choix est très important car le processus ne permet pas d'augmenter les quantités de commande par la suite. Ainsi, il est primordial pour le distributeur d'avoir confiance en la capacité des fournisseurs à satisfaire ses demandes. Cette répartition des commandes est réalisée après le processus de planification puisqu'il est considéré que tous les coûts de transport depuis les usines des producteurs vers l'entrepôt du distributeur sont identiques. Pour le distributeur, plusieurs stratégies de répartition sont possibles. Nous présentons ici un cadre pour ces stratégies dans lequel un poids α_t^p est attribué à chaque producteur p ($\in P$) pour chaque période t de l'horizon de planification T .

Par ailleurs, le distributeur peut aussi intégrer des croyances à propos des capacités des producteurs, i.e. les quantités qu'ils seraient en mesure de livrer. En effet, un producteur auprès duquel le distributeur souhaite passer commande n'est pas pour autant capable de satisfaire des demandes importantes. Cependant, le distributeur n'a pas de connaissance à propos des capacités de production et de stockage des producteurs car ce type d'information n'est pas partagé dans ce travail. Ainsi, nous considérons qu'en plus d'attribuer des poids aux producteurs, le distributeur est aussi en capacité d'estimer la capacité des producteurs. Mais il ne s'agit que d'une estimation, que nous appelons croyance (notée $Croy_t^p$) qui peut s'avérer fausse.

Lorsque les poids et les croyances sur les capacités des producteurs ont été calculés, le problème de répartition consiste à équilibrer les quantités de commande pondérées. Le critère d'équilibre est l'écart maximal en valeur absolue entre les quantités de commande pondérées. Les poids permettent de différencier les producteurs et le critère d'équilibre resserre l'écart en s'attachant à la différence entre les valeurs extrêmes. De plus, les quantités de commande ne devraient pas excéder les croyances à propos des capacités des produc-

teurs. Cependant, si la somme des croyances est inférieure à la somme des quantité de commande ($\sum_{p \in P} Croy_t^p < z_t^{PR}$), alors toutes les croyances peuvent être augmentées par un facteur multiplicatif β_t ($\beta_t \geq 1$). Afin d'éviter que les croyances soient augmentées dans d'autres cas, un coût de pénalité (fictif) est considéré lorsque $\beta_t > 1$.

Les données du distributeur, en plus de l'horizon de planification T , et des quantités mises à disposition par les producteurs S_t^{pR} , sont les suivantes :

- α_t^p = poids attribué au producteur p ($\in P$) pour la période t ($\in T$) ;
- z_t^{PR} = quantité globale de commande pour la période t (provenant du planning du distributeur) ;
- $Croy_t^p$ = la croyance à propos de la quantité maximale de livraison du producteur p pour la période t ;
- cp_t^{croy} = coût unitaire de pénalité si les quantités de commande aux producteurs ont besoin d'excéder les croyances à la période t .

Les variables de décision sont les suivantes :

- S_t^{Rp} = quantité de commande pour le producteur p à la période t (à envoyer au producteur) ;
- ε_t^{max} = l'écart maximal en valeur absolue entre les quantités de commande pondérées à la période t ;
- β_t = le facteur multiplicatif des croyances sur les capacités des producteurs (afin de répartir toutes les commandes à la période t).

Le problème de répartition des commandes est formulé à l'aide du Programme Linéaire à Variables Mixtes suivant :

$$\text{Min} \quad \sum_{t \in T} (\varepsilon_t^{max} + (\beta_t - 1) \cdot cp_t^{croy}) \quad (3.79)$$

$$\text{s.c.} \quad \alpha_t^p \cdot S_t^{Rp} - \alpha_t^{p'} \cdot S_t^{Rp'} \leq \varepsilon_t^{max} \quad \forall t \in T, \forall p, p' \in P; \quad (3.80)$$

$$\alpha_t^p \cdot S_t^{Rp} - \alpha_t^{p'} \cdot S_t^{Rp'} \geq -\varepsilon_t^{max} \quad \forall t \in T, \forall p, p' \in P; \quad (3.81)$$

$$S_t^{Rp} \leq S_t^{pR} \quad \forall t \in T, \forall p \in P; \quad (3.82)$$

$$S_t^{Rp} \leq \beta_t \cdot Croy_t^p \quad \forall t \in T, \forall p \in P; \quad (3.83)$$

$$\sum_{p \in P} S_t^{Rp} = z_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.84)$$

$$\varepsilon_t^{max} \geq 0; \beta_t \geq 1 \quad \forall t \in T; \quad (3.85)$$

$$S_t^{Rp} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T, \forall p \in P. \quad (3.86)$$

La fonction objectif (3.79) consiste à minimiser la somme des écarts maximaux absolus entre les commandes pondérées, plus les pénalités si les croyances à propos des capacités des producteurs ont besoin d'être augmentées afin de répartir l'ensemble des

commandes. Puisque les périodes sont indépendantes dans ce problème, cela consiste à minimiser ces deux objectifs pour chacune des périodes de l'horizon de planification. Les contraintes (3.80) - (3.81) garantissent que ε_t^{max} est l'écart maximal absolu entre les quantités de commande pondérées. Les contraintes (3.82) assurent que les quantités de commande respectent les quantités proposées par les producteurs. Ceci permet aussi de garantir la convergence du processus de négociation puisque les quantités de commandes sont décroissantes au cours de la négociation. Les contraintes (3.83) signifient que les quantités de commande sont inférieures aux croyances à propos des capacités des producteurs (potentiellement altérées par un facteur B_t). Les contraintes (3.84) garantissent que toutes les quantités globales de commande sont réparties entre les fournisseurs. Les contraintes (3.85) et (3.86) concernent les domaines de définition des variables de décision.

Lorsque le problème de répartition des quantités de commande est résolu, le distributeur envoie l'information concernant les quantités de commande désirées (S_t^{Rp}) aux producteurs.

Définition 3.5. *La solution du problème de répartition des commandes donné par (3.79) - (3.86) est dite admissible si les croyances $Croy_t^p$ sont augmentées d'un facteur $\beta > 1$ uniquement lorsque la quantité globale de commande ne peut pas être allouée en respectant les croyances données, i.e. $\sum_{p \in P} Croy_t^p < z_t^{PR}$.*

Proposition 3.4. *Si $\forall t \in T, C_t = 2 \cdot \max_{p \in P} \{\alpha_t^p\} \cdot \max_{p \in P} \{\min\{Croy_t^p; z_t^{PR}; S_t^{pR}\}\}$, alors la solution du problème de répartition des commandes est admissible.*

Démonstration. Voir l'Annexe C.1. □

3.5.3 Type n distributeurs - m producteurs

Après avoir détaillé les cas des chaînes logistiques divergente et convergente, il est à présent possible de combiner les deux afin d'avoir un modèle complet pour une chaîne logistique sur deux échelons avec n clients et m fournisseurs. Les modèles proposés, et l'hypothèse de synchronisation des décisions à chaque échelon permet de grouper les deux modèles sans problème. L'intérêt majeur de ce type de chaîne logistique est de traiter simultanément des problèmes de concurrence entre clients et entre fournisseurs, dans un contexte de partage d'information minimal. Le déroulement général dans une chaîne logistique à deux échelons est présenté dans la Figure 3.4, avec un seul acteur pour chaque échelon afin de ne pas complexifier inutilement le schéma.

3.6 Passage à trois échelons

Après l'étude approfondie d'une chaîne logistique à deux échelons, nous étudions dans cette section une chaîne logistique à trois échelons. Nous décrivons en premier lieu comment

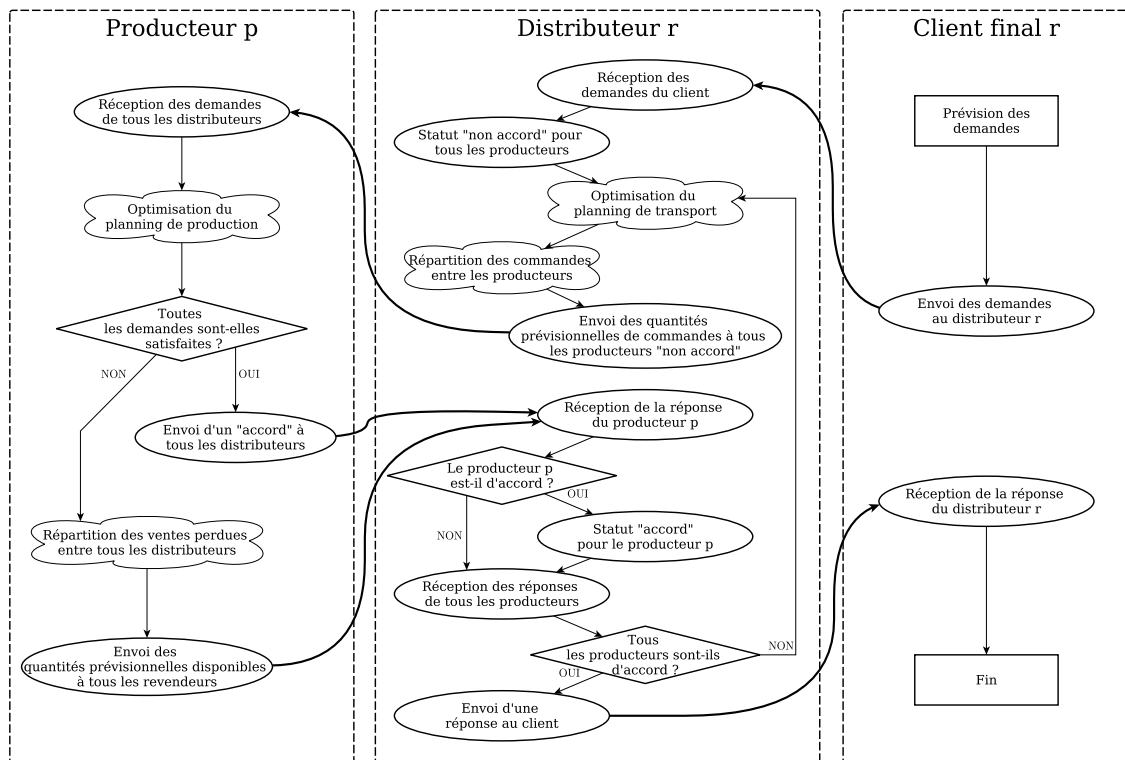


FIGURE 3.4 – Schéma de la planification décentralisée dans une chaîne logistique à deux échelons.

la chaîne logistique est étendue afin d'obtenir une chaîne sur trois échelons, puis nous proposons deux types de négociation entre les acteurs :

- le cas globalement synchrone dans lequel chaque itération de la négociation avec le client donne lieu à une négociation complète avec le fournisseur ;
- le cas partiellement synchrone dans lequel une seule négociation est effectuée avec le fournisseur et une seule négociation est effectuée avec le client.

3.6.1 Chaîne logistique étudiée et planifications centralisée et décentralisée

Nous étudions à présent dans cette section une chaîne logistique de base à trois échelons avec un acteur à chaque échelon :

- un fournisseur de matière première qui est en charge de la production, du stockage en aval et du transport vers ses clients ;
- un producteur/transformateur qui est en charge de la production d'un produit fini à partir de la matière première qu'il reçoit du fournisseur ; il gère aussi du stockage en amont et en aval de sa production ;
- un distributeur qui gère le transport de l'usine du producteur jusqu'à son entrepôt, le stockage dans son entrepôt et le transport de l'entrepôt jusqu'au client final.

Ainsi, par rapport à la chaîne logistique à deux échelons étudiée dans les Sections 3.4 et 3.5, un stock en amont de la production est rajouté pour le producteur, et un nouvel acteur, le fournisseur du producteur est rajouté. Ce fournisseur de matière première diffère du producteur car il gère aussi le transport en aval. Le distributeur reste identique à celui présenté auparavant.

Nous considérons à nouveau dans cette section un seul produit stratégique avec une demande importante et très fluctuante connue par le distributeur sur un ensemble de périodes. Des capacités et des coûts linéaires sont considérés pour les activités de production, transport et stockage. L'objectif considéré est la minimisation des coûts, avec de fortes pénalités à payer en cas de pénuries sous forme de ventes perdues.

Dans le cas idéal où les trois acteurs de la chaîne logistique acceptent de partager toutes leurs informations, le planning peut alors être optimisé de manière centralisée. Le problème d'optimisation pour la Planification Centralisée de la Chaîne Logistique sur trois échelons (PCCL_{3éch}) est donné de la manière suivante.

Les paramètres présentés pour le producteur et le distributeur présentés en Section 3.3.1 sont conservés, à l'exception des données liées aux stockage en aval chez le producteur, h_t^P et H_t^P dont la notation est à présent $h_t^{P_{aval}}$ et $H_t^{P_{aval}}$ respectivement. De nouvelles données sont considérées comme suit :

- m_t^F : coût unitaire de production pour le fournisseur à la période t ;
- δ_t^{FP} : coût unitaire de transport depuis le fournisseur jusqu'à l'usine du producteur à la période t ;
- h_t^F : coût unitaire de stockage pour le fournisseur à la période t ;
- $h_t^{P_{amont}}$: coût unitaire de stockage pour le producteur en amont de la production à la période t ;
- M_t^F : capacité de production pour le fournisseur à la période t ;
- Δ_t^{FP} : capacité de transport depuis le fournisseur jusqu'à l'usine du producteur à la période t ;
- H_t^F : capacité de stockage pour le fournisseur à la période t ;
- $H_t^{P_{amont}}$: capacité de stockage pour le producteur en amont de la production à la période t .

Les variables de décisions définies dans la Section 3.3.1 sont encore prises en compte, et I_t^P est dorénavant notée $I_t^{P_{aval}}$. De plus, les nouvelles variables de décision sont les suivantes :

- x_t^F : quantité produite chez le fournisseur à la période t ;
- z_t^{FP} : quantité transporté depuis le fournisseur jusqu'à l'usine du producteur à la période t ;
- I_t^F : niveau de stock chez le fournisseur entre les périodes t et $t + 1$;
- $I_t^{P_{amont}}$: niveau de stock en amont de la production dans l'usine du producteur entre les périodes t et $t + 1$.

Le problème d'optimisation, formulé comme un problème de dimensionnement de lot, pour la PCCL_{3éch} est le suivant :

$$\begin{aligned}
 \text{Min } \sum_{t \in T} & (m_t^F \cdot x_t^F + h_t^F \cdot I_t^F + \delta_t^{FP} \cdot z_t^{FP} \\
 & + h_t^{P_{amont}} \cdot I_t^{P_{amont}} + m_t^P \cdot x_t^P + h_t^{P_{aval}} \cdot I_t^{P_{aval}} \\
 & + \delta_t^{PR} \cdot z_t^{PR} + h_t^R \cdot I_t^R + \delta_t^{RC} \cdot z_t^{RC} + cp_t^R \cdot vp_t^R)
 \end{aligned} \tag{3.87}$$

s.c.

$$I_t^F = I_{t-1}^F + x_t^F - z_t^{FP} \quad \forall t \in T; \tag{3.88}$$

$$I_t^{P_{amont}} = I_{t-1}^{P_{amont}} + z_t^{FP} - x_t^P \quad \forall t \in T; \tag{3.89}$$

$$I_t^{P_{aval}} = I_{t-1}^{P_{aval}} + x_t^P - z_t^{PR} \quad \forall t \in T; \tag{3.90}$$

$$I_t^R = I_{t-1}^R + z_t^{PR} - z_t^{RC} \quad \forall t \in T; \tag{3.91}$$

$$z_t^{RC} = d_t - vp_t^R \quad \forall t \in T; \tag{3.92}$$

$$x_t^k \leq M_t^k \quad \forall t \in T, \forall k \in \{F; P\}; \tag{3.93}$$

$$z_t^k \leq \Delta_t^k \quad \forall t \in T, \forall k \in \{FP; PR\}; \tag{3.94}$$

$$I_t^k \leq H_t^k \quad \forall t \in T, \forall k \in \{F; P_{amont}; P_{aval}; R\}; \tag{3.95}$$

$$x_t^F, x_t^P, z_t^{FP}, z_t^{PR}, z_t^{RC}, I_t^F, I_t^{P_{amont}}, I_t^{P_{aval}}, I_t^R, vp_t^R \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T. \tag{3.96}$$

La fonction objectif (3.87) consiste à minimiser le coût total des activités de la chaîne logistique. Les contraintes (3.88) - (3.92) assurent la conservation du flux de produit tout au long de la chaîne logistique. Les contraintes (3.93) - (3.95) sont les contraintes de capacités sur les activités de production, transport et stockage respectivement, et les contraintes (3.96) sont les contraintes d'intégralité des variables de décision.

Nous présentons à présent la Planification Décentralisée de la Chaîne Logistique sur trois échelons (PDCL_{3éch}), avec des processus de négociation entre acteurs basés sur le processus de base présenté dans la Section 3.3.2. Ceci permet de présenter de manière simple les modèles de planification, mais il est évidemment possible d'utiliser les autres mécanismes proposés dans la Section 3.4. Le processus de planification décentralisée dans la chaîne logistique à trois échelons permet d'étudier le cas du producteur qui négocie à la fois avec son client et avec son fournisseur.

La PDCL_{3éch} considère donc trois problèmes d'optimisation qui proviennent d'une décomposition du cas centralisé et de la prise en compte du processus de négociation. Pour le fournisseur, les nouvelles données à prendre en compte, fournies par le producteur, sont :

cp_t^{PF} : coût unitaire de pénalité en cas de non satisfaction des quantités requises par le producteur à la période t ;

S_t^{PF} : quantité de commande requise par le producteur à la période t .

Les nouvelles variables de décision, propres au fournisseur, sont :

vp_t^{FP} : ventes perdues par rapport à la quantité requise par le producteur à la période t .

Le problème de planification pour le fournisseur est formulé de la manière qui suit :

$$\text{Min} \sum_{t \in T} (m_t^F \cdot x_t^F + h_t^F \cdot I_t^F + \delta_t^{FP} \cdot z_t^{FP} + cp_t^{PF} \cdot vp_t^{FP}) \quad (3.97)$$

s.c.

$$I_t^F = I_{t-1}^F + x_t^F - z_t^{FP} \quad \forall t \in T; \quad (3.98)$$

$$z_t^{FP} = S_t^{PF} - vp_t^{FP} \quad \forall t \in T; \quad (3.99)$$

$$x_t^F \leq M_t^F \quad \forall t \in T; \quad (3.100)$$

$$z_t^{FP} \leq \Delta_t^{FP} \quad \forall t \in T; \quad (3.101)$$

$$I_t^F \leq H_t^F \quad \forall t \in T; \quad (3.102)$$

$$x_t^F, z_t^{FP}, I_t^F, vp_t^{FP} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T. \quad (3.103)$$

La fonction objectif (3.97) consiste à minimiser le coût total pour le fournisseur (ce qui inclut les coûts de pénalités en cas de non satisfaction des quantités requises par le producteur). Les contraintes (3.98) assurent la conservation du flux de produit. Les contraintes (3.99) résultent du processus de négociation. Les contraintes (3.100) - (3.102) sont les restrictions de capacité, et les contraintes (3.103) sont les contraintes d'intégralité des variables de décision.

Pour le producteur, les nouvelles données, provenant du fournisseur, à prendre en compte sont :

S_t^{FP} : la quantité mise à disposition par le fournisseur à la période t .

Les nouvelles variables de décision, propres au producteur, sont :

\tilde{z}_t^{FP} : quantité de commande pour le fournisseur à la période t .

Le problème de planification pour le producteur est formulé de la manière qui suit :

$$\text{Min} \sum_{t \in T} (m_t^P \cdot x_t^P + h_t^{P_{amont}} \cdot I_t^{P_{amont}} + h_t^{P_{aval}} \cdot I_t^{P_{aval}} + cp_t^{RP} \cdot vp_t^{PR}) \quad (3.104)$$

s.c.

$$I_t^{P_{amont}} = I_{t-1}^{P_{amont}} + \tilde{z}_t^{FP} - x_t^P \quad \forall t \in T; \quad (3.105)$$

$$I_t^{P_{aval}} = I_{t-1}^{P_{aval}} + x_t^P - \tilde{z}_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.106)$$

$$\tilde{z}_t^{FP} \leq S_t^{FP} \quad \forall t \in T; \quad (3.107)$$

$$\tilde{z}_t^{PR} = S_t^{RP} - vp_t^{PR} \quad \forall t \in T; \quad (3.108)$$

$$x_t^P \leq M_t^P \quad \forall t \in T; \quad (3.109)$$

$$I_t^k \leq H_t^k \quad \forall t \in T, \forall k \in \{P_{amont}; P_{aval}\}; \quad (3.110)$$

$$x_t^P, \tilde{z}_t^{FP}, \tilde{z}_t^{PR}, I_t^{P_{amont}}, I_t^{P_{aval}}, vp_t^{PR} \in \mathbb{N} \quad \forall t \in T. \quad (3.111)$$

La fonction objectif (3.104) consiste à minimiser le coût total pour le fournisseur (ce qui inclut les coûts de pénalités en cas de non satisfaction des quantités requises par le distributeur). Les contraintes (3.105) et (3.106) assurent la conservation du flux de produit. Les contraintes (3.107) et (3.108) résultent du processus de négociation, avec respectivement le fournisseur et le client. Les contraintes (3.109) et (3.110) sont les restrictions de capacité, et les contraintes (3.111) sont les contraintes d'intégralité des variables de décision.

Pour le distributeur, le problème de planification reste identique à celui défini par les équations (3.16) - (3.22).

Cependant, cette description n'est pas complète car dans le cas avec trois échelons, nous devons préciser la manière dont les informations sont échangées entre les acteurs, et notamment comment le producteur gère les négociations avec son client et son fournisseur. Deux stratégies sont décrites dans les Sections 3.6.2 et 3.6.3.

3.6.2 Négociation globalement synchrone

Dans le cas de la négociation globalement synchrone, le producteur négocie en permanence avec les deux parties : clients et fournisseurs. En effet, à chaque itération de la négociation avec son client, le producteur mène une négociation complète avec son fournisseur avant de donner une réponse au client. Une description plus détaillée de la négociation globalement synchrone est donnée dans la Figure 3.5.

La négociation globalement synchrone représente un cas idéal. D'une part, la négociation se termine (par double application du processus de négociation qui est convergent). D'autre part, le producteur fait constamment le lien entre les propositions du client et les capacités du fournisseur, ce qui permet que la négociation se termine avec un planning réalisable pour les trois acteurs de la chaîne logistique.

Cependant, si la négociation globalement synchrone est envisageable dans le cas présent, elle devient moins réaliste au fur et à mesure que (1) la chaîne logistique comporte plus d'échelons, ou (2) le processus de négociation nécessite plus d'itérations. En effet, dans une chaîne logistique à k échelons, avec \bar{i} itérations en moyenne pour terminer la négociation entre deux échelons, le cas synchronisé nécessite alors \bar{i}^{k-1} itérations au total.

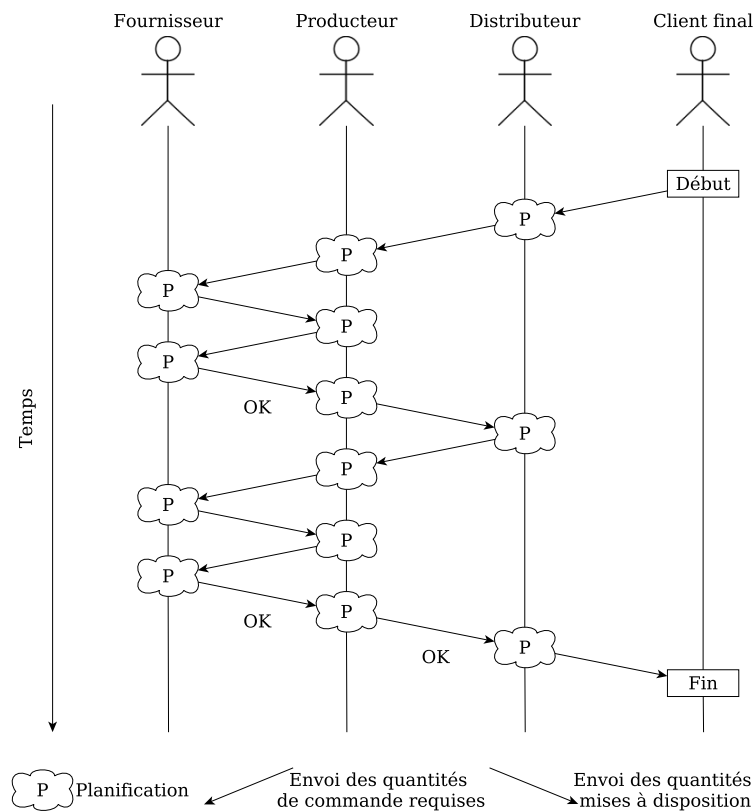


FIGURE 3.5 – Déroulement temporel de la négociation globalement synchrone.

3.6.3 Négociation partiellement synchrone

Dans le cas de la négociation partiellement synchrone, on cherche à éviter que le producteur mène une nouvelle négociation avec son fournisseur à chaque itération de la négociation avec le client. Ceci permet de réduire le nombre total d'itérations pour arriver à la fin de la négociation, mais peut se faire au détriment de la qualité de la solution finale. Nous proposons deux manières de mener cette négociation partiellement synchrone selon que le producteur donne priorité à la négociation avec le fournisseur ou avec le client.

Priorité au fournisseur

Dans le cas de la négociation partiellement synchrone avec priorité au fournisseur, le producteur attend que son client initie la négociation avant de mener une négociation complète avec son fournisseur. Lorsque cette dernière se termine, le producteur continue alors la négociation entamée avec le client. Par rapport au cas globalement synchrone, le producteur ne fait qu'une seule négociation avec son fournisseur, même si par la suite le client modifie ses quantités de commande. Dans le cas de la priorité au fournisseur, on bénéficie à la fois de la connaissance sur la demande du client avant de négocier avec le fournisseur, et sur les capacités du fournisseur avant de finir la négociation avec le client. Une description plus détaillée est donnée dans la Figure 3.6.

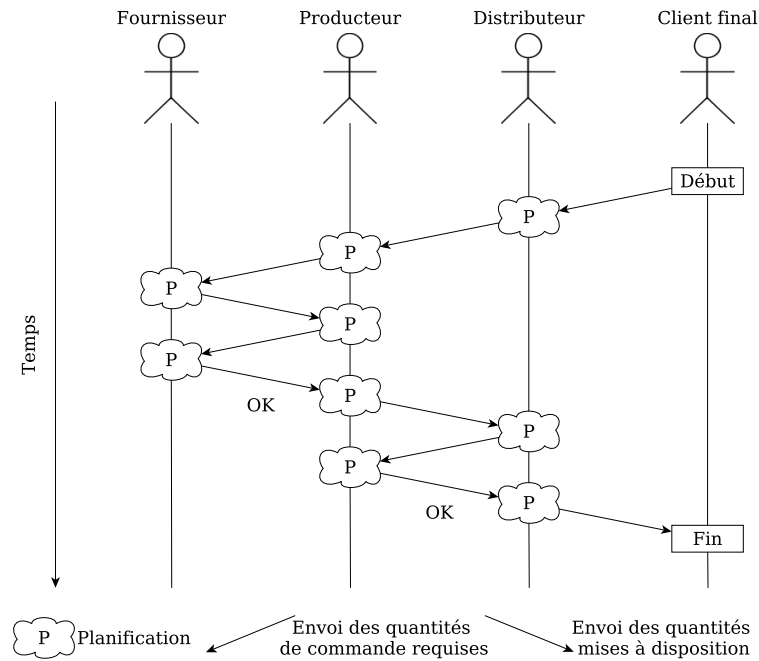


FIGURE 3.6 – Déroulement temporel de la négociation partiellement synchrone avec priorité au fournisseur.

Par rapport au cas globalement synchrone, ce mécanisme est moins performant dans le cas où le distributeur modifie ses quantités de commande à la deuxième itération. Si les quantités de commande sont diminuées, alors le producteur peut avoir trop de produits livrés par le fournisseur par rapport à la demande du client. Ceci peut entraîner une augmentation des coûts de stockage pour le producteur, voir un dépassement de la capacité de stockage. Ainsi, dans ce second cas, les contraintes de flux pour le planning du producteur ne sont plus exprimées avec des contraintes d'égalité mais avec des inégalités permettant de "jeter" le surplus de stock (il suffit de mettre une contrainte " \leq " dans les contraintes (3.105)). Si les quantités de commande sont augmentées (avec une utilisation du mécanisme amélioré par exemple), alors le producteur peut être limité pour répondre à la demande car il ne peut plus modifier le flux de produit négocié avec le fournisseur. Il est possible dans ce cas que le producteur essaie de garder un stock de sécurité afin de pouvoir répondre à une telle demande de la part du client.

Ce cas permet de diminuer le nombre total d'itérations du processus de négociation, et à condition de permettre au producteur de jeter du stock, le planning final est réalisable pour la chaîne logistique. Cependant, sur une généralisation à plusieurs échelons, ce mécanisme à l'inconvénient de nécessiter un temps important avant que le producteur puisse répondre à la première demande de son client.

Priorité au client

Dans le cas de la négociation partiellement synchrone avec priorité au client, nous considérons que le producteur négocie complètement avec son client avant d'entamer une négociation avec son fournisseur. Une description plus détaillée est donnée dans la Figure 3.7. Cette approche a l'avantage (1) de nécessiter peu d'itérations des processus de négociation, et (2) que chacun des processus de négociation soit réalisé dans un temps limité.

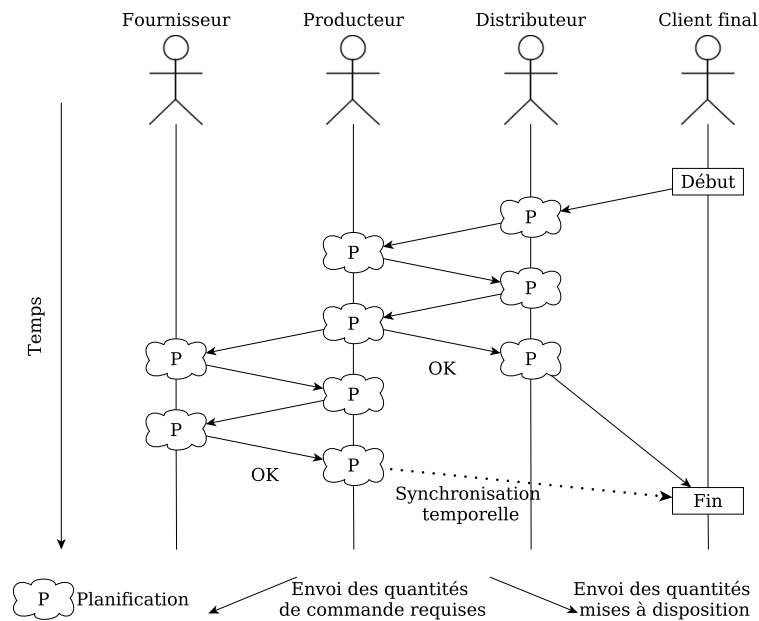


FIGURE 3.7 – Déroulement temporel de la négociation partiellement synchrone avec priorité au client.

La difficulté posée par ce cas est l'obtention d'un planning réalisable. En effet, le producteur négocie avec le client sans connaître les réelles capacités de livraison du fournisseur, ce qui peut poser problème. Il est alors possible de considérer que le producteur arrive à évaluer les capacités de son fournisseur, sous forme de croyance (donc non fiable), à partir de différentes stratégies. Les stratégies peuvent lui permettre d'être plus ou moins prudent par rapport à la capacité estimée. Aussi, on peut estimer qu'un contrat avec le fournisseur lui permette d'avoir des garanties de quantités minimales.

Un tel mécanisme est assez réaliste mais requiert d'être évalué sur la différence entre les quantités négociées et les quantités réelles qui sont livrées.

3.6.4 Généralisation à k échelons

Les différents mécanismes de négociation présentés pour le cas de la chaîne logistique à trois échelons peuvent se généraliser sur k échelons. Cependant, la généralisation fait ressortir leurs avantages et inconvénients résumés dans la Table 3.5. Le planning global

réalisable avec garantie signifie que la négociation se termine toujours sur un planning réalisable. La possible sous performance de la solution provient de la difficulté de palier à l'incertitude sur la convergence vers un planning global réalisable.

Mécanisme		Nombre total d'itérations	Planning réalisable	Qualité de la solution
Globalement synchrone		\bar{i}^{k-1}	Oui avec garantie	Très bonne
Partiellement synchrone	Priorité au fournisseur	$(k-1) \cdot \bar{i}$	Oui avec garantie sous condition	Possible sous performance
	Priorité au client	$(k-1) \cdot \bar{i}$	Pas nécessairement	Possible sous performance

TABLE 3.5 – Avantages et inconvénients des mécanismes sur une chaîne logistique à k échelons, avec \bar{i} itérations dans une négociation entre deux échelons.

3.7 Conclusions et perspectives

Nous avons proposé dans ce chapitre une modélisation du problème de planification dans les chaînes logistiques au niveau tactique. La caractéristique principale des modèles proposés est d'intégrer un aspect réaliste du processus de planification industrielle : la prise de décision est décentralisée. Ainsi, chaque acteur indépendant planifie ses activités, avec un modèle de dimensionnement de lot, et les acteurs synchronisent les flux échangés à l'aide d'un processus de négociation.

Sur une chaîne logistique dyadique, nous avons analysé le modèle de dimensionnement de lot décentralisé proposé par Jung *et al.* (2008), et nous avons pointé deux cas de sous performance de la planification décentralisée par rapport à celle centralisée. Nous avons ensuite proposé (1) une amélioration de ce processus de négociation dont nous avons démontré la convergence, et (2) un processus de négociation basé sur des remises sur quantité.

Ce type de modélisation décentralisée a été étendu à des structures de chaînes plus complexes sur deux et trois échelons. Nous avons notamment étudié les problèmes de répartition (1) des ventes perdues dans le cas multi-clients, et (2) des commandes dans le cas multi-fournisseurs. Dans le cas à trois échelons, nous avons proposé trois cas selon que l'acteur central de la chaîne gère les négociations avec son fournisseur et son client (1) de manière globalement synchrone, (2) de manière partiellement synchrone avec priorité au fournisseur, et (3) de manière partiellement synchrone avec priorité au client. Ces trois cas ont été comparés selon leur performance et le nombre moyen d'itérations requis lorsqu'ils sont étendus sur une chaîne à k échelons.

Deux types de perspectives peuvent être apportées à ces travaux. D'une part, les modèles de dimensionnement de lots étudiés sont des modèles de base qu'il est possible

d'enrichir avec des aspects généralement étudiés dans les problèmes de planification : structures de coûts fonction de la taille de lot, multi-produits, fenêtres de temps, quantités minimales de commande. Il est aussi possible d'étudier l'intégration d'autres contrats classiques pour synchroniser les décisions.

D'autre part, nous avons proposé un certain nombre de modèles décentralisés que nous savons moins performants que des modèles classiques centralisés. D'un point de vue théorique, il semble intéressant d'étudier des garanties de performance, en terme de qualité de solution et de nombre d'itérations de ces modèles décentralisés. On pourrait alors s'attacher à définir les conditions pour avoir une garantie de performance avec les modèles proposés, ou bien à enrichir les modèles afin de pouvoir donner de telles garanties.

Chapitre 4

Un outil couplé de simulation et d'optimisation de chaîne logistique

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été publiés dans les actes des conférences SCMIS 2010 (Ogier et al., 2010) et GSC 2012 (Ogier et al., 2012b), et présentés à la conférence ROADEF 2011 (Ogier et al., 2011b).

Introduction

Face à la double complexité du problème de planification tactique des chaînes logistiques, nous proposons un outil de simulation à base de multi-agents afin d'aider à la décision. Les caractéristiques majeures du processus de planification qui suivent sont prises en compte : (1) la prise de décision est décentralisée, (2) la planification est itérée sur un horizon glissant et (3) les prévisions de demande peuvent se révéler imprécises. Dans le processus de planification au niveau de la chaîne logistique, chacun des acteurs cherche à optimiser son propre planning. L'outil proposé permet ainsi d'intégrer ces phases d'optimisation à l'intérieur de la simulation.

La notion de double complexité structurelle et algorithmique du problème de planification tactique dans la chaîne logistique ainsi que la nécessité d'un outil couplant les approches de simulation et d'optimisation sont présentées dans la Section 4.1. Un état de l'art sur les modèles de simulation, et plus particulièrement les approches multi-agents pour les chaînes logistiques est dressé dans la Section 4.2. Les aspects plus particuliers liés au problème de planification y sont aussi exposés. La Section 4.3 présente l'architecture de la plateforme de simulation, développée par Tounsi (2009), sur laquelle nous nous basons. La Section 4.4 présente l'intégration des horizons glissants dans le processus de planification et met en évidence la nervosité de la production et ses répercussions notamment sur le critère social qui en découlent. Cette section propose de sécuriser les ressources de production au cours de la planification et étudie expérimentalement les impacts économiques. Deux études de cas avec différentes structures de chaîne et différents

contrats de négociation sont proposées dans la Section 4.5. Elles permettent, à partir de cas expérimentaux de mettre en évidence les intérêts d’un tel outil de simulation. Une conclusion et des perspectives propres à l’outil sont dressées dans la Section 4.6.

Sommaire

4.1	Problématique	136
4.1.1	Problème étudié	136
4.1.2	Notion de double complexité	137
4.1.3	Vers un outil d’aide à la décision	138
4.2	État de l’art	139
4.2.1	Modèle de simulation pour la chaîne logistique	139
4.2.2	Approches multi-agents	140
4.2.3	Simulation de la planification	141
4.2.4	Vers une chaîne logistique durable	142
4.3	Architecture multi-agents de la plateforme	142
4.4	Planification tactique : horizons glissants et prise en compte d’un aspect durable	147
4.4.1	Planification avec horizons glissants	147
4.4.2	Deux résultats préliminaires : comment planifier ? comment anti- ciper ?	148
4.4.3	Nervosité du plan de production	152
4.4.4	Évolutions dans la modélisation	155
4.4.5	Résultats expérimentaux	158
4.5	Études de cas	162
4.5.1	Contrat à base de remises sur quantité dans une chaîne logistique divergente à deux échelons	163
4.5.2	Chaîne logistique à deux échelons et stratégies de répartition . .	168
4.6	Conclusion et perspectives	180

4.1 Problématique

4.1.1 Problème étudié

Dans la continuité du Chapitre 3, nous étudions ici le problème de planification, au niveau tactique, des activités de production, de transport et de stockage dans la chaîne logistique. Nous avons vu dans le Chapitre 3 que ce type de problème est souvent modélisé et résolu de manière centralisée, sur un horizon de planification fixé avec des données déterministes. Ce type de modèle a l’avantage de proposer des solutions optimales. Mais ces solutions peuvent très difficilement être mises en œuvre car les modèles ne sont pas réalistes. Les hypothèses fortes sous-jacentes à ces modèles concernent la centralisation des données dans un cadre multi-acteurs, et la connaissance précise des données sur l’ensemble de l’horizon de planification.

Dans l'objectif de résoudre ce problème en intégrant deux caractéristiques essentielles du processus de planification dans les chaînes logistiques, nous considérons ici que :

- l'optimisation de la planification est réalisée de manière décentralisée ;
- sur un horizon de planification donné, le processus de planification est itéré sur un horizon glissant.

Nous considérons aussi des cas où les prévisions de demandes (ou commandes) peuvent être inexactes.

4.1.2 Notion de double complexité

Le problème de planification dans la chaîne logistique présente une double complexité (voir la Figure 4.1) :

- d'une part une complexité systémique due à l'aspect intrinsèquement décentralisé de la chaîne logistique, aux problèmes de partages et de concurrences, aux incertitudes ;
- d'autre part une complexité algorithmique due à l'aspect combinatoire du problème de planification.

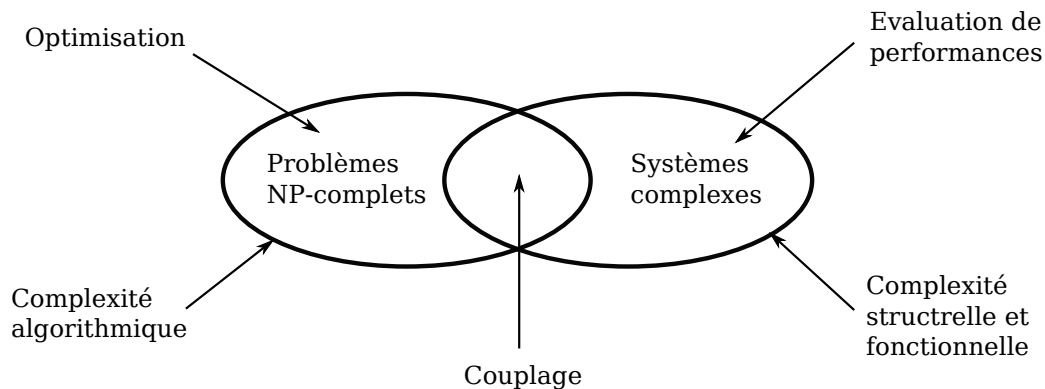
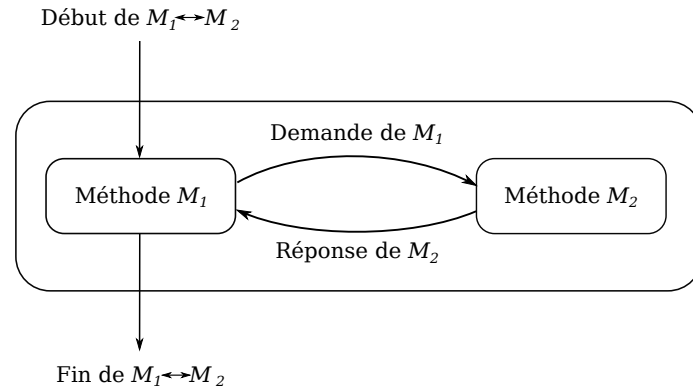


FIGURE 4.1 – Notion de double complexité (Norre, 2005).

Les problèmes qui présentent une double complexité peuvent être résolus par un couplage entre des méthodes d'optimisation et de simulation (Norre, 2005). Le couplage entre deux méthodes M_1 et M_2 est noté $M_1 \leftrightarrow M_2$. Il consiste, comme présenté par la Figure 4.2, à exécuter la méthode M_2 à l'intérieur de l'exécution de la méthode M_1 . A partir d'une solution fournie par la méthode M_1 , la méthode M_2 permet d'améliorer la solution ou bien d'évaluer un ou plusieurs critères de la solution (Leclaire, 2009). Grâce aux réponses fournies par M_2 , la méthode M_1 peut continuer son exécution. Ce type de couplage est très général et les méthodes M_1 et M_2 peuvent être aussi bien des méthodes d'optimisation que des méthodes de simulation.

Par exemple, certains problèmes d'optimisation sont résolus à l'aide d'un couplage entre une méthode M_1 d'optimisation qui génère des solutions, et une méthode M_2 de simulation qui évalue les solutions. Ainsi, la méthode M_1 fait appel à M_2 pour connaître la performance de la solution actuelle avant de continuer ou non la recherche de solutions. Ce

FIGURE 4.2 – Couplage des méthodes M_1 et M_2 (Leclaire, 2009).

type de couplage est défini dans la littérature sous le terme d'optimisation de simulation. Une revue plus approfondie de ce type de technique est proposée par Andradóttir (1998); Fu (2002). Pour un exemple plus applicatif de l'optimisation de simulation sur les systèmes logistiques, les travaux de Tsai et Zheng (2013) utilisent ce couplage pour un problème de réglage optimal de niveaux de stocks. La méthode d'optimisation résout une version du problème avec une estimation des temps de réponse en fonction des niveaux de stock. La méthode de simulation permet d'évaluer plus finement les temps de réponse de la solution courante, et de rajouter une contrainte dans le modèle d'optimisation si le temps de réponse cible est dépassé.

4.1.3 Vers un outil d'aide à la décision

Dans ce chapitre, nous proposons de répondre à la double complexité du problème de planification par le couplage suivant :

- M_1 : simulation du processus décisionnel (1) dans un cadre décentralisé, (2) avec une connaissance partielle et mise à jour des données ;
- M_2 : optimisation des plannings locaux avec un horizon temporel restreint.

Ainsi, la méthode de simulation permet de prendre en compte les deux caractéristiques majeures du processus de planification dans les chaînes logistiques. Cette méthode fait appel à des méthodes d'optimisation pour réaliser des plannings locaux (en terme d'acteurs et d'horizon temporel). Ce type de couplage est donc différent des couplages classiques d'optimisation de simulation.

En termes d'outils, nous nous basons sur une plate-forme à base de multi-agents, dédiée pour la chaîne logistique, proposée par Tounsi (2009) pour la partie simulation. Pour l'optimisation des plannings, nous reprenons les modèles de planification décentralisée présentés dans le Chapitre 3. Les processus de négociation sont donc implémentés dans la plateforme de simulation. L'implémentation est réalisée avec le langage de programmation Java, et les problèmes d'optimisation sont résolus en faisant appel à la librairie Java de CPLEX 12.2.

Nous proposons donc dans ce chapitre un outil d'aide à la décision pour la planification dans les chaînes logistiques. Cet outil se base sur une méthode de résolution heuristique, fondée sur les processus décisionnels de la chaîne logistique. Dans son état actuel, cet outil n'est pas encore à mettre entre les mains d'un preneur de décision. Mais il présente l'avantage de proposer une modélisation et une méthode de résolution compréhensibles par les acteurs de la chaîne logistique.

4.2 État de l'art

4.2.1 Modèle de simulation pour la chaîne logistique

La simulation est définie par Shannon (1975) comme le processus de modélisation d'un système réel et la conduite d'expériences sur ce modèle, avec pour objectif de comprendre le comportement du système ou d'évaluer différentes stratégies (dans les limites imposées par un critère ou un ensemble de critères) de fonctionnement du système.

Lee *et al.* (2002) expliquent que les modèles analytiques ne peuvent pas capturer les évolutions dynamiques et les propriétés stochastiques des chaînes logistiques. La simulation est la méthode la plus efficace pour prendre en compte ces aspects dynamiques et stochastiques. Puisque le problème de planification est un problème d'optimisation, des techniques d'optimisation doivent être utilisées au cours de la simulation afin de calculer des plannings localement optimaux. Lee *et al.* (2002) indiquent, d'après leur revue de littérature, que la simulation peut fonctionner pour optimiser de manière globale la planification dans une chaîne logistique, en trouvant des optimums locaux pour chacun des composants de la chaîne.

Selon Labarthe (2006), la majorité des travaux sur la simulation des systèmes logistiques utilisent des modèles à événements discrets (i.e. avec des variables discrètes et une discrétisation des phénomènes continus). Ce type de modèle permet de prendre en compte les non linéarités du système ainsi que l'aspect temporel. Une classification de ces systèmes à événements discrets est proposée par Cassandras et Lafortune (1999). Labarthe (2006) classe la conception de modèles discrets pour la simulation en trois approches : les objets, les acteurs et les agents.

Le paradigme objet permet de modéliser les concepts et les entités physiques. Chaque objet possède une structure interne (attributs) et un comportement (méthodes). Des relations entre objets permettent la communication, et la réponse à la réception d'un message d'un autre objet est réalisée par l'exécution d'une méthode. Labarthe (2006) présente quelques approches de simulation orientée objet pour la chaîne logistique. Les travaux de Biswas et Narahari (2004) sont particulièrement intéressants car ils permettent de coupler les techniques de simulation et d'optimisation, mais ils restent sur une approche très centralisée.

Le paradigme acteur permet, par rapport à l'approche objet de désynchroniser la réception d'une demande et l'envoi d'une réponse. Ainsi, les acteurs ont une autonomie

dans la manière de traiter les messages qu'ils reçoivent. Cependant, selon Labarthe (2006), il existe peu de travaux significatifs avec cette approche.

Les approches orientées agents ont émergé plus récemment au cours des années 1980. Par rapport à l'approche objet, les agents peuvent décider eux mêmes de leurs actions, et notamment de répondre ou non à une requête d'un autre agent. Ils ont donc l'avantage d'être autonomes et ont la capacité d'évoluer au cours de la simulation. Ainsi, la simulation de la chaîne logistique à base d'un système multi-agents est très intéressante car elle permet de modéliser plus fidèlement le comportement des acteurs de la chaîne logistique. De nombreuses similarités entre les chaînes logistiques et les systèmes multi-agents ont aussi été mises en évidence (Yuan *et al.*, 2001; Labarthe, 2006; Tounsi, 2009).

Terzi et Cavalieri (2004) font ressortir de leur revue de littérature que pour simuler une chaîne logistique multi-acteurs, les problèmes de partage d'informations incitent à se tourner vers des outils de simulation distribuée, et non pas des approches centralisées.

4.2.2 Approches multi-agents

Chan et Chan (2010) expliquent que la simulation à base de système multi-agents (SMA) est très intéressante pour l'étude de la dynamique de la chaîne logistique avec de la coordination entre acteurs. Le système multi-agents est une branche de l'intelligence artificielle distribuée, apparue au cours des années 1980. Cela consiste en un ensemble d'agents qui évoluent dans un environnement. D'après les notions proposées par Wooldridge et Jennings (1995), les agents sont des entités autonomes qui peuvent contrôler leurs actions et leur état interne. Ils possèdent une capacité sociale puisqu'ils peuvent interagir avec d'autres agents en utilisant un langage de communication. Ils sont réactifs dans leur manière de percevoir l'environnement et de répondre aux changements qui s'y produisent. Ils n'agissent pas uniquement en réponse à leur environnement, ils peuvent aussi prendre des initiatives : ils sont pro-actifs. Ainsi, les SMA sont intéressants pour simuler la chaîne logistique puisqu'ils ne considèrent pas de coordinateur central. L'échange d'informations, la coordination et les processus de négociation sont les éléments clés d'une plateforme multi-agents. De plus, Parunak (1998) met en évidence que les agents sont bien conçus pour des applications modulaires, décentralisées, changeantes, mal structurées et complexes. Il explique que les problèmes industriels peuvent avoir ces cinq propriétés.

Monostori *et al.* (2006) présentent une revue sur la manière dont les agents peuvent aider à la résolution de problèmes industriels. La revue proposée par Moyaux *et al.* (2006) souligne les motivations pour l'utilisation des SMA pour la gestion des chaînes logistiques. La principale motivation est le fait qu'une approche centralisée est souvent impossible dans la pratique car les systèmes et les données appartiennent à des organisations indépendantes.

Quelques exemples de l'utilisation des systèmes multi-agents sont présentés par Moyaux *et al.* (2006) ainsi que dans la revue de Chan et Chan (2010). Ces exemples traitent principalement uniquement de la simulation des chaînes logistiques sans prendre en compte

les processus d'optimisation, ou bien ils abordent des problèmes liés à la sélection de fournisseurs. Peu de travaux abordent les problèmes de planification dans la chaîne logistique. Nous retenons cependant les travaux de Sadeh *et al.* (2001) et de Marques (2009), mais ils ne proposent pas de modèles d'optimisation pour la planification de chacun des acteurs.

4.2.3 Simulation de la planification

Des travaux de la littérature se sont intéressés à la simulation de la planification, qui tiennent compte de la difficulté d'évaluer avec précision les demandes futures. Les plannings sont donc mis à jour fréquemment avec de nouvelles données. Ainsi, la planification est itérée sur un horizon glissant afin de prendre en compte le processus de mise à jour des données. Les problèmes de dimensionnement de lot multi-niveaux qui intègrent un horizon glissant ont été largement étudiés, à partir des travaux de base de Blackburn et Millen (1980); Baker (1977); Sridharan *et al.* (1987). Des travaux plus récents essayent de trouver de bonnes heuristiques dans le cadre des horizons glissants (Stadtler, 2000; Van Den Heuvel et Wagelmans, 2005), par exemple en essayant de "voir au delà de l'horizon de planification". En effet, les algorithmes exacts avec un horizon fixe deviennent des heuristiques dans le cadre d'un horizon glissant. Il est alors intéressant de trouver de meilleures heuristiques que l'application successive d'algorithmes exacts (Stadtler, 2000), puisque des propriétés dans le cadre d'un horizon fixe ne sont plus vérifiées avec un horizon glissant. C'est notamment le cas de la propriété concernant le niveau de stock nul à la fin de l'horizon de planification. En effet, s'il est optimal par rapport au coût de ne pas garder de stock à la fin d'un horizon fixe (Zangwill, 1966), dans le cas glissant un niveau de stock final à atteindre est souvent nécessaire. On parle de l'effet de l'horizon tronqué (*truncated horizon effect*) (Federgruen et Tzur, 1994).

Les travaux de thèse de Galasso (2007) présentent une simulation du processus de planification qui intègrent une planification dynamique avec un horizon glissant qui intègre une partie gelée. Cependant ces travaux ne prennent pas en compte que la prise de décision est décentralisée au niveau de la chaîne logistique. Certains travaux récents mêlent les aspects décentralisation de la prise de décision et horizons de planification glissants. Par exemple Lehoux *et al.* (2010) étudient une chaîne logistique à deux acteurs dans l'industrie de la pâte à papier. Ils comparent un système centralisé avec différents cas décentralisés : le revendeur impose ses commandes au producteur, ou bien ils peuvent s'appuyer sur un système d'incitations parmi lesquels les remises sur quantité. Des modèles de dimensionnement de lots sont présentés et la planification est effectuée sur un horizon glissant. Grâce à l'utilisation des incitations, les deux acteurs parviennent à augmenter leurs bénéfices par rapport au système classique où les commandes sont imposées.

Le processus de planification que nous étudions est équivalent au Plan Directeur de Production (PDP), réalisé au niveau tactique et itéré sur un horizon glissant. A cause des incertitudes de la demande, le PDP au niveau tactique change fréquemment, ce qui peut induire des modifications majeures dans le Calcul des Besoins Nets (CBN ou en

anglais MRP : *Material Requirements Planning*) à un niveau plus opérationnel (Xie *et al.*, 2004; Zhao et Lam, 1997; Yeung *et al.*, 1998). Les modifications tardives et fréquentes au niveau tactique doivent alors être évitées car les changements induits dans le MRP peuvent générer des surcoûts économique, environnemental et social. Afin d'éviter cela, quelques périodes de l'horizon de planification peuvent être gelées. Ceci signifie que les décisions prises auparavant pour ces périodes ne peuvent plus être modifiées. Les autres périodes de l'horizon de planification peuvent être libres, ou parfois après les périodes gelées il est possible d'avoir un horizon flexible dans lequel les décisions peuvent être modifiées à l'intérieur d'un intervalle restreint. Dans ce cas l'horizon restant est qualifié de liquide. Ces termes sont mentionnés par Berry *et al.* (1979). Puisque l'optimisation des plannings que nous étudions est au niveau du PDP, nous proposons dans la Section 4.4 d'introduire les périodes gelées, flexibles et liquides dans l'horizon glissant de planification afin de réduire les sucûts liés à la nervosité de la production. En outre, de nombreux travaux traitent du réglage des paramètres qui affectent la performance du MRP, comme le nombre de périodes gelées et la fréquence de re-planification (Zhao et Lam, 1997; Sridharan *et al.*, 1987), mais ces aspects ne sont pas étudiés dans ce travail.

4.2.4 Vers une chaîne logistique durable

La littérature sur la gestion des chaînes logistiques porte un intérêt croissant aux chaînes logistiques durables. Le développement durable consiste à utiliser des ressources afin de satisfaire les besoins présents sans compromettre les capacités des générations futures à satisfaire leurs propres besoins (Linton *et al.*, 2007). Les outils de la recherche opérationnelle peuvent notamment être utiles pour la gestion des chaînes logistiques durables (Linton *et al.*, 2007; White et Lee, 2009). Srivastava (2007) et Seuring et Müller (2008) proposent une revue de littérature sur ce sujet. Mais Seuring et Müller (2008) notent que dans la plupart des travaux, le développement durable est souvent réduit à des améliorations environnementales. De plus, selon Benjaafar *et al.* (2010) et Seuring et Müller (2008) la coopération et le partage d'information entre les acteurs sont nécessaires pour promouvoir les chaînes logistiques durables. Nous pensons que l'outil proposé peut servir de base pour la simulation de chaînes logistiques durables car les aspects coopération et partage d'information sont au cœur de la plateforme de simulation. De plus, l'étude sur la réduction de la nervosité de la production impacte fortement le critère social, ce qui est un point peu étudié, selon nos connaissances, dans la littérature.

4.3 Architecture multi-agents de la plateforme

Nous présentons succinctement dans cette section les choix d'implémentation relatifs à la plateforme de simulation, qui sont détaillés dans les travaux de thèse de Tounsi (2009). Cette plateforme est générique pour la simulation des chaînes logistiques. Nous présentons ensuite un métamodèle d'implémentation avec les éléments que nous avons intégrés afin de

pouvoir simuler plus spécifiquement le processus de planification tactique dans la chaîne logistique à l'aide de cette plateforme multi-agents.

La plateforme de simulation multi-agents a été décrite et développée selon l'approche ArchMDE (*Architecture Model Driven Engineering*) qui est un processus de développement de logiciel utilisant les systèmes multi-agents (Azaiez, 2007). D'après Tounsi (2009), l'approche ArchMDE définit trois métamodèles :

- le métamodèle du domaine qui décrit les concepts utilisés dans le domaine étudié (ici les chaînes logistiques) ainsi que leurs relations et propriétés architecturales ;
- le métamodèle orienté agent qui décrit les concepts agents ainsi que leurs principales relations et propriétés architecturales ;
- le métamodèle de la plateforme d'implémentation qui décrit les concepts qui sont implémentés par la plateforme orientée agent.

La métamodèle orienté agent est réalisé à partir d'un métamodèle multi-agents développé selon l'approche voyelle (AEIO) proposée par Demazeau (1995). Cette approche décompose un système multi-agents selon quatre composantes :

- la composante agent décrit la typologie et la structure interne des agents ;
- la composante environnement décrit les éléments extérieurs à l'agent ;
- la composante interaction décrit la relation dynamique entre les agents, basée sur des protocoles et des langages d'interaction ;
- la composante organisation décrit la structure du système en termes de groupes d'agents, de hiérarchisation, de relations et de structures de l'environnement.

Dans ce métamodèle, les agents peuvent être réactifs (i.e. ils réagissent au stimulus de l'environnement selon un comportement prédéfini) ou cognitifs (i.e. ils peuvent raisonner et choisir les actions à entreprendre afin d'atteindre leur objectif) ou encore avoir un comportement hybride des deux précédents. Les agents cognitifs sont développés selon l'architecture BDI (*Belief Desire Intention*) proposée par Bratman *et al.* (1988) :

- les *Belief* sont les croyances de l'agent sur son environnement et lui-même ;
- les *Desire* sont les désirs de l'agent, i.e. ses préférences ;
- les *Intention* correspondent aux plans de l'agent pour atteindre son objectif.

Ces trois éléments sont mis à jour en fonction des nouvelles perceptions de l'agent. L'environnement correspond à l'ensemble des ressources passives ou actives qui évoluent dans le système ainsi qu'à un ensemble d'événements activés par les ressources. L'interaction correspond au protocole de communication entre les agents à base de messages. L'organisation permet de décrire le rôle de chacun des agents dans le système.

A partir du métamodèle multi-agents et du métamodèle du domaine, les concepts de la chaîne logistique sont agentifiés afin de proposer un métamodèle du domaine agentifié. Cette opération est synthétisée dans la Table 4.1. On notera que la chaîne logistique est divisée en sous chaînes qui correspondent à des portions de chaîne logistique à l'intérieur desquelles les acteurs ont une plus grande proximité et partagent un objectif commun. Ceci permet de définir facilement différents niveaux de concertation entre les acteurs.

Concept du domaine logistique	Concept multi-agents équivalent	Description
Chaîne logistique	Système multi-agents	Par analogie, la racine du métamodèle du domaine correspond à la racine du système multi-agent.
Environnement	Environnement	Dans les deux métamodèles, l'environnement est l'espace physique alloué aux ressources et qui sont nécessaires pour gérer la chaîne logistique.
Sous chaîne logistique (SCL)	Organisation	La SCL est modélisée informatiquement comme étant une organisation composée de deux groupes ou plus.
Système physique	Ressource	Le système physique représente toutes les ressources nécessaires pour un agent ou à un groupe d'agents pour gérer une SCL.
Ressource	Ressource passive	La ressource physique est modélisée par une ressource passive. Elle est utilisée par un agent pour achever sa tâche.
Entité en déplacement	Ressource active	L'entité en déplacement modélise le produit en circulation. Elle active le comportement des acteurs exécutifs. C'est l'équivalent d'une ressource active dans le SMA.
Processus physique	Tâche	Le processus physique est une tâche ou une activité physique qui sera prise en charge par les acteurs de la chaîne.
Système de pilotage	Groupe	C'est une organisation en groupe. Elle est composée d'acteurs de pilotage qui collaborent pour atteindre l'objectif interne de la SCL et qui coordonnent leurs activités avec les autres organisations.
Système d'exécution	Groupe	C'est une organisation en groupe composée d'acteurs d'exécution pour achever les tâches du groupement.
Acteur	Agent	Un acteur de la chaîne est modélisé par le concept agent. Il peut être un agent cognitif ou réactif selon sa granularité décisionnelle.
Acteur exécutif	Agent réactif	L'acteur exécutif perçoit le système physique et agit selon ses observations. Ainsi l'acteur exécutif est modélisé informatiquement par un agent réactif.
Acteur de pilotage	Agent cognitif	Les acteurs de pilotage pilotent la SCL en se basant sur les informations collectées du système d'exécution et l'historique des événements, de la variation des indicateurs et des actions passées.

Concept du domaine logistique	Concept multi-agents équivalent	Description
Objectif	But (<i>Desire</i>)	Une SCL possède un objectif à atteindre qui est l'équivalent d'un but de l'agent. En effet la SCL est une organisation formée de plusieurs agents interagissant dans un cadre collectif. En plus, les agents de pilotage possèdent des objectifs à atteindre pour chaque indicateur. Ces objectifs sont modélisés par les désirs de l'agent BDI.
Indicateur	Perception (<i>Belief</i>)	L'indicateur représente une notion différente pour les acteurs exécutifs et de pilotage. Pour un acteur de pilotage, un indicateur modélise une valeur de l'indicateur sur laquelle l'agent se base pour évaluer l'état actuel du système mais aussi l'historique des valeurs qu'un indicateur peut avoir à un instant donné. Pour cette raison, l'indicateur représente les croyances de l'agent BDI. D'un autre côté, la valeur de l'indicateur perçue par les acteurs exécutifs sert aussi de base pour l'agent réactif pour détecter une déviation.
Action	Plan (<i>Intention</i>)	C'est une action ou un plan d'action à appliquer par un agent pour rectifier une situation de perturbation.
Connaissance	Connaissance	Ce concept a la même signification dans les deux métamodèles. Il modélise toutes les connaissances nécessaires à l'agent pour agir d'une manière efficace et appropriée.
Connaissance organisationnelle	Connaissance	Le concept connaissance organisationnelle modélise l'environnement social d'un agent ou autrement dit ses accointances. En effet, chaque agent possède une liste qui contient les informations nécessaires sur les autres agents de la SCL ou de la chaîne logistique globale.
Contrainte	Connaissance	Les acteurs de pilotage prennent leur décision en tenant compte de leurs objectifs, désirs et croyances. Cependant, il y a certaines contraintes (concernant le produit ou les autres organisations de la chaîne logistique) que les agents doivent considérer dans leur processus décisionnel.

TABLE 4.1: Agentification des concepts du domaine logistique (d'après Tounsi (2009)).

Le métamodèle du domaine agentifié est ensuite raffiné afin de proposer un métamodèle d'implémentation décrit dans la Figure 4.3. Sur cette figure, nous avons rajouté certains concepts afin d'adapter le modèle au problème de planification. Ainsi, nous rajoutons un objet contrat qui contient une liste de paramètres. Ceci permet de modéliser les contrats

utilisés entre les acteurs, donc liés à une connaissance organisationnelle. De plus, chacun des acteurs de pilotage possède un objet planning qui peut lui permettre d'optimiser la planification de ses ressources.

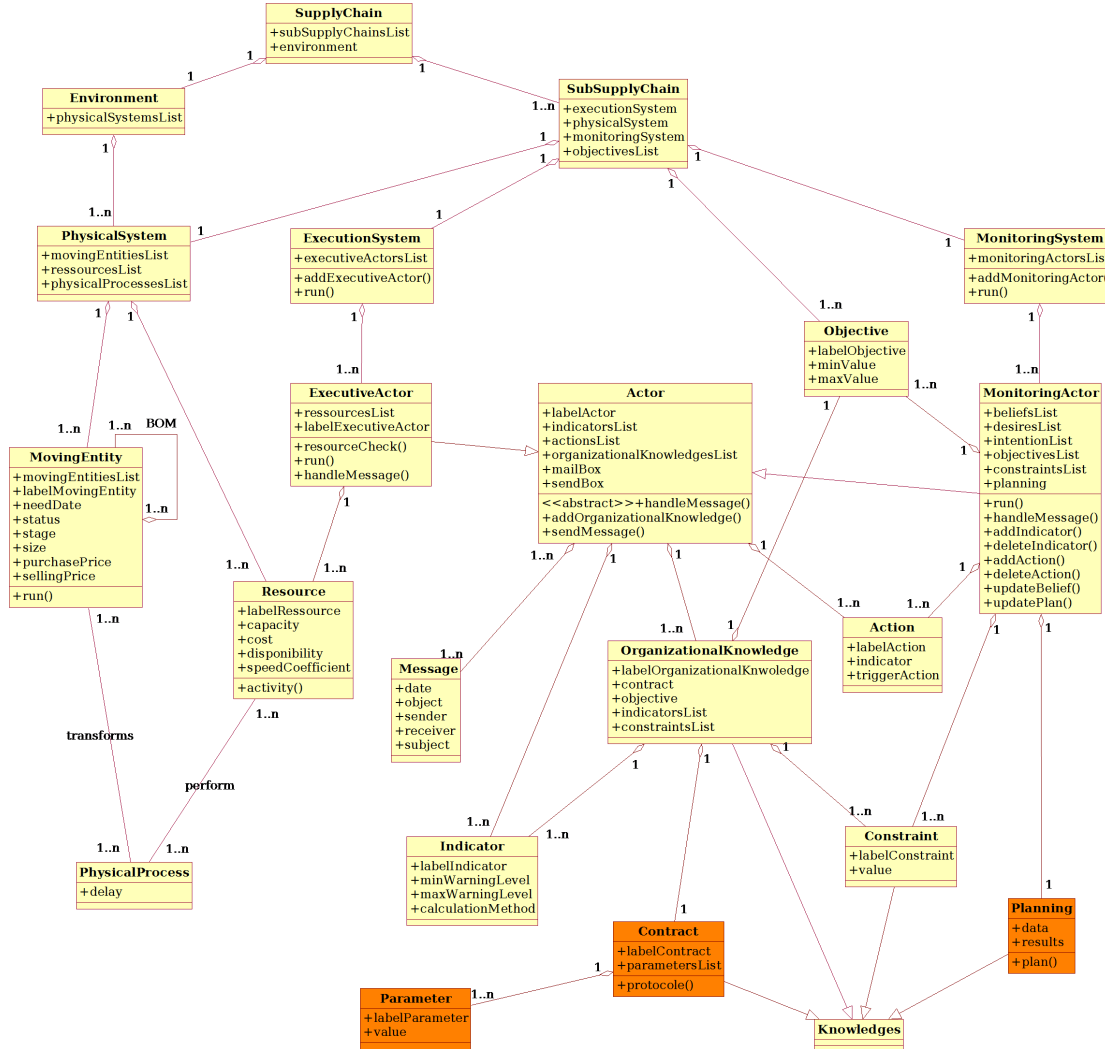


FIGURE 4.3 – Métamodèle d'implémentation, à partir de celui présenté par Tounsi (2009) (les objets rajoutés sont coloriés en orange).

Dans les chaînes logistiques qui sont étudiées dans la suite de ce chapitre, nous considérons que chaque acteur est dans une sous chaîne logistique différente car les acteurs ne partagent pas les mêmes objectifs. De plus il s'agit d'acteurs de pilotage (agents cognitifs) qui peuvent utiliser les comportements BDI. Les informations entre les acteurs (quantités de commande) sont transmises par le biais de messages. De plus dans le cas de la chaîne logistique à deux échelons, les acteurs peuvent évaluer les performances de leurs clients/fournisseurs à l'aide des indicateurs, et se référer à leur base de connaissance afin d'interpréter ses indicateurs dans les modèles de répartition des pénuries/commandes.

Tounsi (2009) a fait le choix de développer la plateforme de simulation en se basant sur la langage Java. Les plateformes multi-agents les plus utilisées par la communauté scientifique (Jade¹ et Madkit²) ne correspondaient pas entièrement aux besoins définis précédemment. Ainsi, les éléments relatifs à la planification sont développés dans cette plateforme en Java, et dans la classe Planning, les modèles sont implémentés avec l'interface Concert Technology et résolus avec le solveur commercial CPLEX 12.2.

4.4 Planification tactique : horizons glissants et prise en compte d'un aspect durable

4.4.1 Planification avec horizons glissants

Afin de simuler de manière plus réaliste le processus de planification tactique dans une chaîne logistique, nous considérons dans ce chapitre que la demande finale n'est connue ou estimée que sur un faible nombre de périodes, et donc la planification décentralisée est itérée sur un horizon glissant. Nous utilisons alors les paramètres suivants :

T : ensemble des périodes de l'horizon de planification (de 1 à $|T|$) ;
 hg : longueur de l'horizon glissant de planification.

Par la suite, les notations suivantes sont utilisées :

HG_t : ensemble des périodes de l'horizon glissant de planification à la période t ($\in T$),
 i.e. $HG_t = \{t; \dots; t + hg - 1\}$;
 PP_t : processus de planification réalisé à la période t , i.e. planification sur l'ensemble des périodes HG_t ;
 $Iter_t$ = nombre d'itérations du processus de négociation à la période t (PP_t) ;
 $X_{t',i,t}$ = variable de décision $X_{t'}$ pour la période t' ($\in HG_t$), lors de l'itération i
 ($\in \{1; \dots; Iter_t\}$) du processus de négociation réalisé à la période t ($\in T$).

Ainsi, à chaque période t , un planning décentralisé (voir Chapitre 3) est réalisé sur un horizon HG_t . Pour ce type de planification, il est préférable de spécifier, pour chacun des acteurs, un niveau de stock cible pour la dernière période de l'horizon glissant. Ceci permet de prendre en compte les demandes futures hors de l'horizon glissant de planification, et ainsi d'assurer une continuité de service et la satisfaction de la demande. En effet, le planning PP_t est réalisé sur un faible nombre de périodes et il ne prend pas en compte ce qui peut se passer au delà. Par ailleurs, le fait de réaliser le planning sur un horizon glissant peut engendrer un stock initial qui doit alors être pris en compte lors de la planification PP_t . Ce stock initial lors de la planification PP_t provient du stock planifié entre les périodes $t - 1$ et t lors de la planification PP_{t-1} .

Ainsi, dans les modèles proposés dans le Chapitre 3, il convient de rajouter les données suivantes pour chacun des lieux de stockage à chaque planification PP_t :

1. <http://www.jade.tilab.com> 2. <http://www.madkit.org>

I_{init} : stock initial disponible ;
 I_{fin} : stock final cible à atteindre à la période $t + hg - 1$.

Dans chacun des modèles, les équations suivantes sont à rajouter pour chacun des lieux de stockage lors de la planification sur les périodes HG_t .

$$I_{t-1} = I_{init}; \quad (4.1)$$

$$I_{t+hg-1} \geq I_{fin}. \quad (4.2)$$

L'équation (4.1) permet de spécifier le niveau du stock initial I_0 , et l'équation (4.2) permet d'assurer que le niveau de stock à la fin de la dernière période de HG_t est atteint.

Dans ce chapitre, nous définissons le niveau de stock cible pour PP_t comme un pourcentage de la demande moyenne exprimée par les clients sur l'horizon HG_t . Comme les demandes peuvent évoluer au cours du processus de négociation, on considère toujours les demandes lors de la première itération du processus, et le niveau de stock final n'est pas mis à jour durant la négociation. Par ailleurs, lorsque la prise de décision est décentralisée, chaque acteur se base sur les demandes reçues par ses propres clients alors que dans le cas centralisé, les acteurs peuvent tous se baser sur les demandes du client final. En outre, le stock cible doit tout de même permettre d'obtenir un planning réalisable et donc être inférieur à la capacité de stockage, et inférieur à la quantité maximale que peut atteindre le stock final (cette quantité peut être limitée par les capacités de production, d'approvisionnement ou de stockage antérieures).

4.4.2 Deux résultats préliminaires : comment planifier ? comment anticiper ?

Afin d'illustrer le processus de planification, et de donner de premiers résultats, nous proposons ici des résultats préliminaires, sur une chaîne logistique dyadique. Les planification centralisée et décentralisée sont étudiées et comparées.

Description des instances

Les instances considérées sont adaptées de celles proposées par Jung *et al.* (2008). Une version simplifiée est utilisée ici avec un seul produit ainsi qu'un seul lieu de production/distribution à gérer par chaque acteur. Dans la suite du chapitre, $U(a; b)$ désigne la loi uniforme entre a et b . La structure des instances concernant la demande du client final ainsi que les coûts unitaires est présentée dans la Table 4.2

Avec cette structure d'instance, la demande du client final est très fluctuante ($\pm 40\%$). Les coûts de stockage pour le producteur et le distributeur sont similaires et représentent la moitié du coût de production. Les coûts de transport pour le distributeur (depuis le producteur jusqu'au client final) sont équivalents au coût de stockage. Ainsi, sous cette structure de coûts, il est plus économique pour chacun des acteurs de fonctionner en

Demande		$d_t = U(1500; 3500)$
Coûts unitaires	Production	$m_t^P = U(45; 55) + U(0; 5)$
	Stockage	$h_t^P = \frac{1}{2} \cdot m_t^P \cdot U(0.9; 1.1)$
		$h_t^R = \frac{1}{2} \cdot m_t^P \cdot U(0.9; 1.1)$
	Transport	$\delta_t^{PR} = \frac{1}{4} \cdot m_t^P \cdot U(0.9; 1.1)$
		$\delta_t^{RC} = \frac{1}{4} \cdot m_t^P \cdot U(0.9; 1.1)$
Coûts de pénalité		$cp_t^R = 10000$
		$cp_t^{RP} = 10000$

TABLE 4.2 – Structure d’instance pour la chaîne logistique dyadique (demandes et coûts unitaires).

juste à temps, si les capacités le permettent. Les pénalités en cas de ventes perdues sont très élevées par rapport aux autres coûts et permettent d’assurer un nombre minimal de ventes perdues. Par contre, les coûts de pénalités par rapport à la demande du client final, entièrement supportés par le distributeur, peuvent faire augmenter de manière conséquente le coût total. Cette structure de coûts suppose donc que la satisfaction de la demande du client est une priorité.

Dans le cadre de la planification avec horizons glissants, le distributeur connaît les demandes du client final seulement sur un petit nombre de périodes à chacun de ses planning PP_t . Cette section considère deux cas de prévisions de la demande. Le premier est le cas déterministe pour lequel toutes les demandes du client final sont connues avec certitude sur l’horizon de planification HG_t , et d’une planification PP_t à la suivante PP_{t+1} , une seule donnée est nouvelle : la demande pour la dernière période du nouveau planning. Le second cas est le cas stochastique pour lequel les demandes ne correspondent plus à des commandes fermes. Pour le client final, la demande pour la première période t de l’horizon de planification HG_t est connue avec certitude, mais il y a une incertitude pour la prévision des demandes des autres périodes. Cette incertitude augmente avec l’éloignement temporel, comme précisé dans la Table 4.3. Une incertitude de $i\%$ par rapport à une demande ”réelle” d_t signifie que lors des planifications antérieures à la période t , le client prévoit une demande qui est donnée par la loi uniforme $U\left(d_t \cdot \left(1 - \frac{i}{100}\right); d_t \cdot \left(1 + \frac{i}{100}\right)\right)$. Nous considérons que cette incertitude correspond au processus de prévision de demande par le client final qui affine sa demande au fur et à mesure que le temps passe. Les incertitudes ne sont donc pas connues du distributeur, qui accepte cependant que le client modifie ses demandes d’une planification sur la suivante. L’incertitude maximale sur la demande est de 40% lorsque la vision de la demande dépasse les 7 périodes à venir. Dans ce cas, l’incertitude

est aussi importante que les fluctuations de la demande.

Période	$t + 0$	$t + 1$	$t + 2$	$t + 3$	$t + 4$	$t + 5$	$t + 6$	$t + 7$	$t + 8$ et au delà
Incertitude	0%	2,5%	5%	7,5%	10%	15%	20%	30%	40%

TABLE 4.3 – Évolution de l'incertitude par rapport à la demande réelle en fonction de l'éloignement temporel à la période t .

Concernant les capacités de production, de transport et de stockage, les valeurs présentées par Jung *et al.* (2008) sont modifiées. En effet Jung *et al.* (2008), dans une perspective totalement déterministe, proposaient des capacités à la période t choisies uniformément autour de la demande de la période t . Ainsi, ils proposaient de simuler une variabilité des capacités par rapport à la demande du client final.

Dans une perspective où la vision de la demande du client final peut être erronée, il est difficilement envisageable de générer des capacités basées sur les demandes. Nous choisissons ici de considérer des capacités à un niveau tactique qui sont définies avant l'étape de planification et non modifiables. Ainsi, nous considérons des capacités fluctuantes d'une période sur la suivante, et qui varient uniformément par rapport à la demande moyenne (entre 80% et 120%). Ceci permet de simuler des capacités globalement bien adaptées à la demande, avec des variations dues au nombre de jours travaillés sur chaque période, à la planification d'opérations de maintenance.

La structure des capacités est présentée dans la Table 4.4, où \bar{D} représente la demande moyenne (d'après la loi de probabilité de génération des demandes) sur l'horizon global de planification T . D'après la génération des instances, la demande moyenne est théoriquement de 2500, donc les capacités varient uniformément entre 2000 et 3000 unités. Les demandes varient entre 1500 et 3500, donc des cas de sous capacité de production ou de transport peuvent se produire, ce qui nécessite alors d'avoir recours à du stockage.

Activité	Capacité
Production	$M_t^P = U(0.8; 1.2) \cdot \bar{D}$
Stockage	$H_t^P = U(0.8; 1.2) \cdot \bar{D}$
	$H_t^R = U(0.8; 1.2) \cdot \bar{D}$
Transport	$\Delta_t^{PR} = U(0.8; 1.2) \cdot \bar{D}$

TABLE 4.4 – Structure des capacités des instances.

Avec le processus de planification considéré, le planning est itéré sur un horizon glissant avec un niveau cible de stockage final adapté aux demandes et à ses fluctuations. Ce niveau de stock est fixé à 45% de la demande moyenne. Cependant, comme mentionné précédemment, ce niveau de stock cible peut être diminué afin de garantir l'existence d'un planning réalisable.

L'horizon total de planification T comprend 50 périodes. Les résultats présentés par la suite considèrent 50 réplifications de l'instance présentée. Pour chacune des réplifications, plusieurs simulations sont réalisées en modifiant la taille de l'horizon glissant de planification, de $hg = 2$ périodes à $hg = 20$ périodes.

Résultats

Les résultats présentés ont pour objectif de discuter l'effet de la longueur de l'horizon glissant hg sur le coût total pour la chaîne logistique dyadique. Le coût total C^{total} correspond à la somme des coûts réels de production, stockage, transport et pénalités pour les deux acteurs. Il est défini comme

$$C^{total} = \sum_{t \in T} ((m_t^P \cdot x_{t,Iter_t,t}^P + h_t^P \cdot I_{t,Iter_t,t}^P + cp_t^{RP} \cdot vp_{t,Iter_t,t}^{PR}) + (\delta_t^{PR} \cdot z_{t,Iter_t,t}^{PR} + h_t^R \cdot I_{t,Iter_t,t}^R + \delta_t^{RC} \cdot z_{t,Iter_t,t}^{RC} + cp_t^R \cdot vp_{t,Iter_t,t}^R)) \quad (4.3)$$

Nous rappelons que les variables indicées par $t, Iter_t, t$ signifient qu'il s'agit de la décision pour la période t prise lors de la dernière itération du processus de négociation durant la planification PP_t . De plus à cette dernière période, $vp_{t,Iter_t,t}^{PR}$ vaut 0 car les décisions des deux acteurs ont convergé.

La planification dans ses versions centralisées ($PCCL$) et décentralisées ($PDCL$) est étudiée, ainsi que les cas des demandes déterministes et stochastiques. La Figure 4.4 présente le coût total pour les deux acteurs en fonction de la longueur de l'horizon glissant.

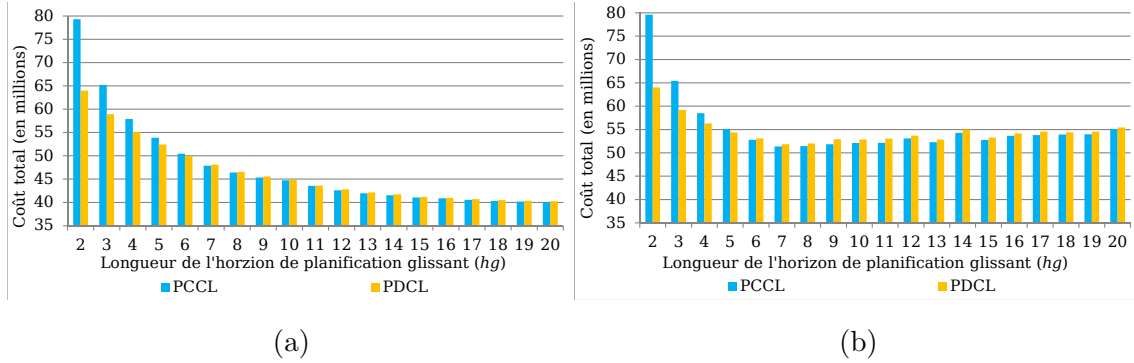


FIGURE 4.4 – Évolution du coût total de la chaîne logistique dans les cas de demandes (a) déterministes et (b) stochastiques.

Comme attendu, le premier résultat que l'on peut tirer des tests expérimentaux sur la chaîne logistique dyadique est que lorsque les données sur les demandes sont fiables, il est préférable de planifier sur le plus large horizon possible. En effet, dans le cas des demandes déterministes, le coût total est décroissant en fonction de la longueur de l'horizon glissant hg .

Par ailleurs, lorsque les prévisions de demandes ne sont pas fiables, la planification sur un nombre important de périodes n'est pas très efficace, i.e. une vision plus lointaine de la

demande ne permet pas une meilleure anticipation. Ainsi, ce qui peut être gagné grâce à une vision à long terme est annulé par une mauvaise connaissance de la demande ; i.e. on voit plus loin mais plus flou. Il est alors intéressant dans le cas stochastique de s'intéresser à la longueur d'horizon glissant qui permet d'obtenir le coût total le plus faible. D'après les résultats, ils sont obtenus sur le jeu d'instance pour une planification glissante sur 7 périodes dans les cas centralisé et décentralisé.

Lorsque la planification est effectuée sur un faible horizon glissant, il semble préférable de considérer la version décentralisée de la prise de décision. Ceci est mis en évidence dans les résultats pour les cas déterministe et stochastique. Ce second résultat est remarquable car lorsque la planification est réalisée sur un horizon fixe, la planification centralisée est connue pour fournir les meilleurs résultats du fait de la connaissance de l'ensemble des données. Ce résultat provient du manque de stockage effectué dans le cas centralisé. En effet, dans le cas centralisé, les deux acteurs ont la même vision de la demande du client final et donc le même niveau de stock final à atteindre. Dans le cas décentralisé, le producteur se base sur les demandes du distributeur qui sont légèrement plus élevées que celles du client final à cause du stockage final qui y est intégré. Ainsi, le producteur est encouragé à produire et stocker plus, ce qui peut permettre une meilleure qualité de service lorsque la planification est itérée.

4.4.3 Nervosité du plan de production

Lors de la planification avec horizon glissant présenté jusqu'à présent, il est possible de remettre totalement en question les décisions prises d'une planification PP_t à la suivante PP_{t+1} . Nous allons ici nous intéresser plus particulièrement aux décisions concernant les quantités de production du producteur. Ces modifications des décisions engendrent des répercussions importantes pour les ressources de production. Nous mettons en évidence la forte nervosité du planning de production avec la modèle utilisé précédemment, et nous expliquons ensuite en quoi la sécurisation des ressources de production présente des aspects durables.

Mesure de la nervosité du planning de production

En théorie, les modèles de planification présentés dans le Chapitre 3, lorsqu'ils sont itérés sur un horizon glissant, autorisent de brusques changements entre les quantités de production planifiées et les quantités effectivement produites. En effet, pour chaque planification PP_t , seules les décisions concernant la première période (t) de l'horizon HG_t sont réellement appliquées. Pour les périodes suivantes, de nouvelles décisions sont prises lors de la planification PP_{t+1} , sans tenir compte des décisions de la planification précédente PP_t . Nous étudions la nervosité du planning de production dans la chaîne logistique dyadique de manière expérimentale sur les instances présentées dans la Section 4.4.2. Soit

$\delta_t^{prod} = \left| \frac{x_{t,Iter_t,t}^P - x_{t,Iter_{t-1},t-1}^P}{x_{t,Iter_{t-1},t-1}^P} \right|$ l'écart absolu relatif entre les quantités planifiées à PP_{t-1} et celles réalisées à la période t . Deux critères sont alors considérés :

- les différences Δ^{prod} entre les quantités de production réalisées à la période $t + 1$ lors de la planification PP_{t+1} et les quantités de production planifiées pour la période $t + 1$ lors de la planification PP_t , qui sont définies comme

$$\Delta^{prod} = \frac{1}{|T| - 1} \sum_{t=1}^{|T|-1} \delta_t^{prod}; \quad (4.4)$$

- le nombre de planification pour lesquelles un changement a lieu, défini comme

$$nb^{change} = \frac{1}{|T| - 1} \sum_{t=1}^{|T|-1} \mathbb{1}_{\delta_t^{prod} > 0}. \quad (4.5)$$

Les moyennes sur les 50 réplifications de Δ^{prod} en fonction de l'horizon glissant hg sont présentées dans la Figure 4.5 seulement pour le cas d'une planification décentralisée, qui est l'objet central de notre étude. Les instances sont les mêmes que celles présentées dans la Section 4.4.2. Les barres d'erreurs présentées correspondent à la moyenne Δ^{prod} moins l'écart-type (sur l'horizon global T) des valeurs inférieures à Δ^{prod} d'une part, et à la moyenne Δ^{prod} plus l'écart-type des valeurs supérieures à Δ^{prod} d'autre part. Les résultats correspondent à la moyenne sur les 50 réplifications.

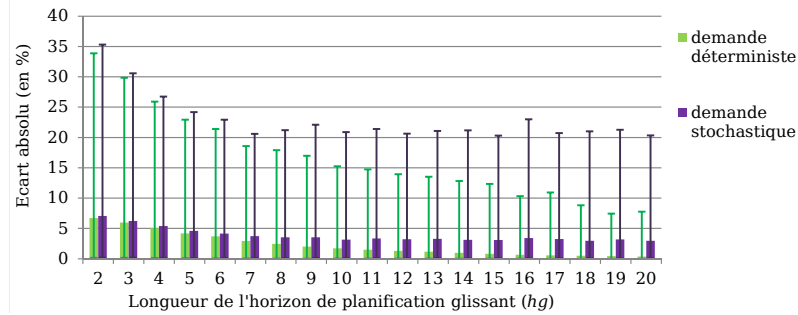


FIGURE 4.5 – L'écart absolu Δ^{prod} en pourcentage entre la prévision de production lors de la planification PP_t et la réalisation de la production à la période $t + 1$.

La Figure 4.5 montre que les différences absolues sont décroissantes en fonction de la longueur de l'horizon glissant de planification (de 7% à 3%). Cependant, il convient de noter que les écarts types pour les valeurs supérieures à la moyenne sont très importants, ce qui signifie que les différences sont très faibles pour de nombreux plannings et très importantes pour un plus faible nombre de plannings.

L'autre critère que nous utilisons est nb^{change} le nombre de planifications pour lesquelles l'écart entre la prévision et la réalisation de la production est strictement positif. Comme l'horizon T comprend 50 périodes, ce nombre est compris entre 0 et 50. Les résultats mettent en évidence un écart positif pour un faible nombre de planifications (entre 16 et

18,7 sur 50 en fonction de la longueur de l'horizon glissant). On constate de plus que le nombre de changements varie très peu par rapport à la longueur de l'horizon glissant. Les écarts types présentés dans la Figure 4.5 montrent par contre que lorsqu'il y a un écart il est assez important. Dans le cas de demandes déterministes, l'écart moyen et le nombre de changements décroît de manière plus significative lorsque la longueur de l'horizon glissant augmente.

Ainsi, dans la modélisation actuelle du processus de planification, des modifications entre les prévisions de production et leur réalisation arrivent peu fréquemment, mais lorsqu'un tel changement se produit il est d'une ampleur importante. Nous constatons donc la nervosité de la production dans la chaîne logistique dyadique, ce qui impacte la gestion des ressources de production.

Un aspect durable : la sécurisation des ressources de production

Les modèles de planification, itérés sur un horizon glissant permettent de reconsidérer totalement les décisions d'une planification sur la suivante. Les changements qui ont lieu juste avant la production réelle engendrent deux types de conséquences.

Il existe d'une part des conséquences en interne pour le producteur car le nombre d'heures travaillées en production peut varier entre la prévision lors de la planification à la période t et la réalisation après la planification à la période $t + 1$. Ceci peut conduire à une mauvaise gestion sociale en terme d'emploi et de conditions de travail des opérateurs. En effet, le planning de production n'étant pas stabilisé, des modifications tardives dans la gestion des intérimaires et des heures supplémentaires peuvent être nécessaires. De plus, les heures supplémentaires ou chômage technique représentent un coût pour le producteur. Plusieurs arrêts et redémarrages de machines de production non anticipés peuvent conduire à augmenter les consommations énergétiques et donc avoir un impact environnemental négatif.

D'autre part, les modifications des quantités de production impliquent des changements dans les commandes aux fournisseurs. Une pression importante est donc imposée aux fournisseurs afin qu'ils s'adaptent à ces changements, et leur gestion du transport peut être de mauvaise qualité si les décisions ne sont pas coordonnées. Les changements tardifs peuvent aussi impliquer la gestion d'une quantité de stockage plus importante par le producteur ou ses fournisseurs. Dans la chaîne logistique dyadique, les commandes du fournisseur ne sont pas explicitement prises en compte, mais une meilleure gestion de la production implique une meilleure gestion pour les fournisseurs. Par ailleurs, sur une chaîne logistique à trois échelons, le producteur coordonne ses décisions avec son fournisseur, mais c'est alors sur le fournisseur que ces problèmes de changements tardifs ont des répercussions.

Il apparaît donc pertinent de pouvoir rajouter la gestion de cet aspect durable dans la modélisation. Les changements tardifs impactent en effet fortement le critère social, et peuvent impacter les critères économique et environnemental. Ces impacts n'apparaissent cependant pas de manière directe dans le modèle de planification et sont difficilement

quantifiables.

4.4.4 Évolutions dans la modélisation

La prise en compte de la sécurisation des ressources de production implique quelques modifications dans la modélisation du problème de planification du producteur. Nous présentons dans un premier temps la manière dont les ressources de production sont sécurisées et dans un second temps les contraintes ajoutées au modèle.

Division de l'horizon glissant de planification : périodes gelées, flexibles et liquides

Afin de sécuriser les ressources de production, nous proposons une approche basée sur les pratiques industrielles. L'horizon glissant de planification est divisé en trois parties : la première est dite gelée (*frozen*), la seconde flexible (*slushy*) et la troisième liquide (*liquid*). Par rapport aux décisions prises lors de la planification précédente :

- sur les périodes gelées, les quantités sont fixes et ne peuvent pas être modifiées lors de la planification ;
- sur les périodes flexibles, les quantités peuvent être modifiées mais doivent rester dans un certain intervalle (défini par un pourcentage autour d'une valeur moyenne par exemple) ;
- sur les périodes liquides, les modifications peuvent être effectuées sans restrictions.

Nous rajoutons ainsi les données suivantes pour chaque planification PP_t :

H_t^{Gel} = ensemble des périodes de l'horizon gelé lors de PP_t ,

H_t^{Flex} = ensemble des périodes de l'horizon flexible lors de PP_t ,

H_t^{Liq} = ensemble des périodes de l'horizon liquide lors de PP_t .

Afin d'assurer le découpage de l'horizon, les trois horizons doivent être disjoints et vérifier $HG_t = H_t^{Gel} \cup H_t^{Flex} \cup H_t^{Liq}$. La Figure 4.6 présente le principe de ce découpage de l'horizon glissant de planification.

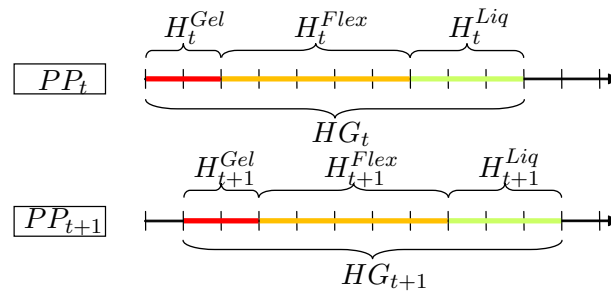


FIGURE 4.6 – Une planification glissante avec des périodes gelées, flexibles et liquides.

Nouvelles contraintes dans la modélisation PLNE pour le producteur

Afin d'intégrer la sécurisation des ressources, la modélisation du problème de planification pour le producteur présentée dans le chapitre 3 par les équations (3.9) - (3.14) doit être modifiée. Il convient de noter que seules les ressources de production sont sécurisées, et aucune modification n'a lieu concernant les activités de stockage ou de transport. Deux nouveaux paramètres sont introduits :

x_t^{Pprec} = quantité de production planifiée pour la période t lors du processus de planification précédent ;

α = coefficient de flexibilité pour les périodes flexibles.

Pour les périodes gelées, toutes les quantités sont déjà fixées à partir des valeurs déterminées lors de la planification précédente, et les nouvelles décisions concernent uniquement les périodes au delà de l'horizon gelé. Ainsi, dans le modèle de planification du producteur, les contraintes suivantes sont ajoutées afin de contraindre les décisions concernant les quantités de production $x_{t'}^P$ lors de la planification PP_t :

$$x_{t'}^P = x_{t'}^{Pprec} \quad \forall t' \in H_t^{Gel}; \quad (4.6)$$

$$(1 - \alpha) \cdot x_{t'}^{Pprec} \leq x_{t'}^P \leq (1 + \alpha) \cdot x_{t'}^{Pprec} \quad \forall t' \in H_t^{Flex}. \quad (4.7)$$

Les contraintes (4.6) assurent que les quantités de production planifiées sur les périodes gelées soient égales aux quantités planifiées lors du processus de planification précédent. Les contraintes (4.7) garantissent que les quantités de production sur les périodes flexibles sont dans un intervalle centré autour de la quantité planifiée lors du précédent processus de planification, et avec une déviation de $\alpha\%$.

Existence d'une solution réalisable

Le problème de planification pour le producteur, avec un seul produit et des coûts linéaires correspond à un problème de flot à coût minimal. Les nouvelles contraintes (4.6) et (4.7) modifient la quantité minimale des flux qui n'est alors plus égale à 0. Dans ce cas, il convient de s'assurer avant de résoudre le problème que celui-ci est réalisable. Un exemple du graphe considéré pour le problème de flot à coût minimum est présenté dans la Figure 4.7. Chaque arc possède une capacité minimale et maximale. L'exemple considéré comporte 6 périodes avec 2 périodes gelées, 2 périodes flexibles et 2 périodes liquides. Les quantités minimales et maximales sont indiquées entre parenthèse et en rouge pour celles liées à la sécurisation de ressource de production.

Le problème de flot peut ne pas être réalisable à cause des deux raisons qui suivent.

- Comme la planification est décentralisée, le distributeur peut modifier ses quantités de commande d'une planification sur la suivante ou durant la négociation, ce qui peut alors modifier les quantités maximales que le producteur peut mettre à disposition

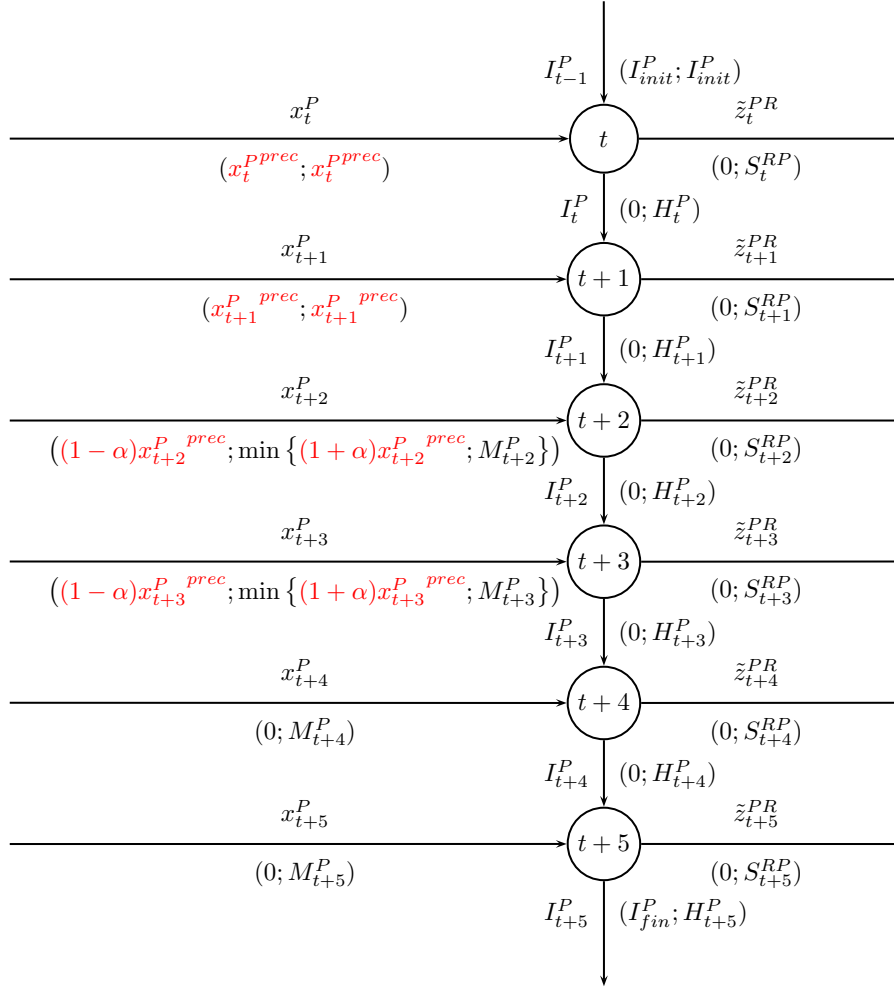


FIGURE 4.7 – Un exemple de flot avec capacités minimales pour le problème de planification du producteur.

du distributeur. Ainsi, si les quantités demandées par le distributeur se retrouvent fortement réduites par rapport à la planification précédente, une solution réalisable lors de PP_t peut ne plus l'être lors de PP_{t+1} .

- Lorsque les prévisions de commande changent d'une planification sur la suivante (cas de demandes stochastiques), le distributeur peut être amené à fortement modifier son planning et donc ses quantités de commande au producteur ce qui vient renforcer le problème soulevé au point précédent.

L'Annexe D.1 présente en détail un exemple de planning non réalisable.

Si avec les contraintes initiales il n'existe pas de solution réalisable, nous considérons qu'il est autorisé de violer les contraintes afin d'obtenir une solution. Seules les contraintes liées à la sécurisation des ressources de production peuvent être violées. Ce choix est motivé par le fait que si le producteur ne peut pas satisfaire l'ensemble des contraintes, alors les contraintes liées à la sécurisation de ressources qui ne sont ni physiques ni légales sont les

plus faciles à violer dans la pratique.

Si le flot n'est pas réalisable, il est possible de déterminer les contraintes de sécurisation à relâcher, et la valeur dont il faut les modifier. Il est par exemple possible de relâcher les contraintes liées à la sécurisation de ressources dans le PLNE, et de pénaliser fortement leur non satisfaction dans la fonction objectif. Pour l'expérimentation, le logiciel commercial CPLEX 12.2 permet de fournir ces informations. Ainsi, si on autorise de relâcher les contraintes de sécurisation de ressources, il est toujours possible de trouver un flot réalisable.

4.4.5 Résultats expérimentaux

Nous présentons ici l'impact de la sécurisation des ressources de production sur le critère économique. Les résultats sont présentés sur la structure d'instance exposée dans la Section 4.4.2. Puisque la plateforme développée est conçue pour prendre en compte des aspects réalistes du processus de planification tactique dans les chaînes logistiques, nous présentons ici les résultats uniquement sur la version décentralisée du processus de planification. Par ailleurs, nous ne présentons que les résultats pour le cas de la demande stochastique. D'autres expériences ont été menées avec des demandes déterministes, et des capacités constantes (à 100% et 120% de la demande moyenne \bar{D}), mais ils ne sont pas présentés ici. Cependant, des remarques à propos de ces expériences complémentaires sont formulées dans les commentaires.

Paramètres de la sécurisation de ressources

En prenant comme référence les pratiques industrielles définies dans la littérature (Arnold et Chapman, 2004), la longueur de l'horizon gelé est paramétrée à deux fois le temps de production. En effet, la longueur de l'horizon gelé doit dépasser le temps de production afin de ne pas introduire de changements au cours du processus de production, et afin d'avoir de la marge ce temps est doublé. Le délai de production dans notre modèle est de une période, la longueur de l'horizon gelé est donc fixée à deux périodes.

Par ailleurs, pour les périodes de l'horizon flexible, les demandes ne doivent pas être trop imprécises. Dans les instances choisies, les demandes varient uniformément entre -40% et $+40\%$ de la demande moyenne. Dans le cas des demandes stochastique, l'incertitude maximale sur la demande est de 20% à la 7^{ème} période de l'horizon glissant de planification. A partir de la 8^{ème}, l'incertitude est au même niveau que l'incertitude sur les demandes ($\pm 40\%$), il semble donc peu approprié de contraindre les décisions sur ces périodes. Nous considérons donc que l'horizon flexible commence à la 3^{ème} période et termine à la 7^{ème} période. Si la longueur de l'horizon glissant est inférieure à 7 périodes, les deux premières périodes sont gelées, le reste des périodes est flexible et il n'y a pas de périodes liquides.

La valeur du coefficient de flexibilité α détermine si les modifications dans les périodes

flexibles peuvent être importantes ou non. Dans cette étude, nous supposons que le coefficient de flexibilité est fixé à 5%. Ainsi, entre la première planification dans l'horizon flexible (planification PP_t) et la première planification dans l'horizon gelé (planification PP_{t+5}), les quantités planifiées pour une période $t+6$ peuvent augmenter jusqu'à $((1,05)^5 - 1) \approx 27\%$ et diminuer jusqu'à $(1 - (0,95)^5) \approx 23\%$.

Conséquences sur le critère économique

Nous présentons ici les résultats concernant l'impact économique de l'introduction de la sécurisation de ressources de production sur la planification décentralisée et sur horizon glissant dans une chaîne logistique dyadique. Les résultats présentés sont des moyennes obtenues sur les 50 répliques considérées. Les résultats présentés correspondent au cas où il y a une incertitude sur la demande qui évolue avec le temps (cas stochastique).

L'impact de la sécurisation des ressources est mesuré par les coûts de production, de stockage, de transport et de pénalité (i.e. C^{total}). Les coûts liés à la nervosité de la production (heures supplémentaires, travail intérimaire, annulation de commandes, ...) ne sont pas mesurés ici. L'Annexe D.2 présente le coût total de planification en fonction de la longueur de l'horizon glissant lorsque les ressources de production sont sécurisées.

Tout d'abord il convient de noter que même lorsque les ressources de production sont sécurisées, les deux résultats observés précédemment dans la Section 4.4.2 sur la chaîne logistique dyadique sans sécurisation de ressources sont toujours valables. De plus, par rapport au cas sans sécurisation de ressources, les coûts augmentent fortement lorsque l'horizon de planification est supérieur à 7 périodes.

Par rapport aux tests complémentaires nous notons que dans le cas de capacités constantes à 120% de la demande moyenne, la sécurisation des ressources de production a un impact économique négatif assez fort, sans influence de la longueur de l'horizon glissant. Afin d'avoir une meilleure représentation de l'impact économique de la sécurisation des ressources de production, la Figure 4.8 présente l'évolution, en pourcentage, du coût total de planification lorsque les ressources sont sécurisées par rapport au cas où elles ne le sont pas. Ces évolutions sont calculées de la manière suivante. Soit $\bar{C}_{avec\ sécurisation}$ le coût moyen lorsque les ressources de production sont sécurisées, et $\bar{C}_{sans\ sécurisation}$ le coût moyen sans sécurisation de ressources. Ainsi, l'évolution des coûts est donnée par le ratio
$$r = \frac{\bar{C}_{avec\ sécurisation} - \bar{C}_{sans\ sécurisation}}{\bar{C}_{sans\ sécurisation}}.$$

D'après la Figure 4.8, les points qui suivent peuvent être mis en évidence.

- La sécurisation des ressources de production impute un coût supplémentaire pour le producteur. Ce surcoût pour le producteur dépend de la longueur de l'horizon glissant, et est le plus élevé pour une planification sur 5 ou 6 périodes. Ce surcoût reste cependant limité car il est inférieur à 10%. Il n'est pas surprenant de constater un tel surcoût car la sécurisation des ressources de production ajoute des contraintes supplémentaires au problème de planification du producteur.

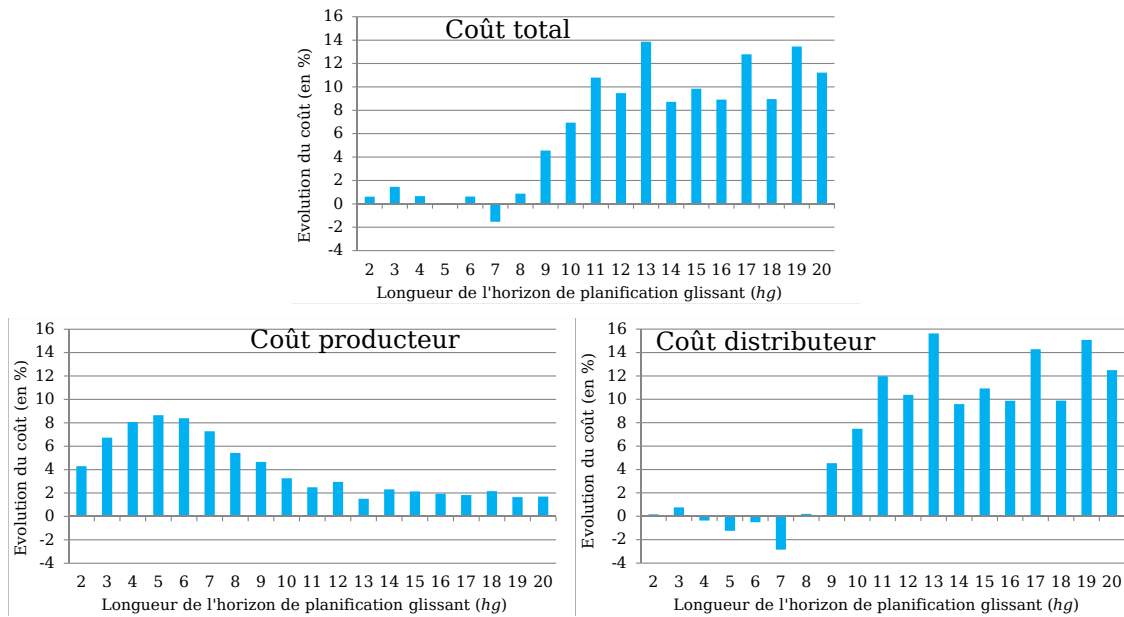


FIGURE 4.8 – Évolution des coûts (en pourcentage) due à la sécurisation des ressources de production.

- Si la longueur d’horizon glissant est inférieure à 8 périodes, aucun surcoût n’est imputé au distributeur. Au delà de cette longueur d’horizon, un surcoût très important apparaît. On remarque que 8 périodes correspondent environ à la longueur d’horizon gelé et flexible. Ainsi, lorsque les demandes ne sont pas connues avec certitude, la sécurisation des ressources de production n’entraîne pas de surcoût pour le distributeur s’il planifie sur un faible horizon. On note aussi que le distributeur peut dans certains cas faire un léger gain.
- Au niveau de la chaîne logistique, la sécurisation des ressources de production ne coûte pas très cher (moins de 2% de surcoût) si la planification est effectuée sur un horizon n’allant pas au delà des périodes gelées et flexibles. Si l’horizon de planification atteint les périodes liquides, le surcoût peut alors être très grand (jusque 14%).

Par rapport aux expériences additionnelles que nous avons réalisées avec des demandes déterministes et des capacités constantes, nous notons les différences suivantes par rapport aux points mentionnés auparavant.

- Dans le cas de la surcapacité (capacités constantes à 120% de la demande moyenne), les surcoûts du producteur sont très significatifs et peuvent atteindre 25%.
- Dans le cas de demandes déterministes, les surcoûts du distributeur ne sont pas aussi importants que dans le cas des demandes stochastiques. Si de plus les capacités sont constantes (à 100% ou 120% de la demande moyenne), la sécurisation de ressources n’a presque aucun impact sur les coûts du distributeur. Il arrive même que ce dernier fasse un faible gain. Dans le cas où les capacités sont variables, il y a un surcoût

inférieur à 4% pour le distributeur, et ce surcoût est supérieur à 1% uniquement lorsque l'horizon de planification est compris entre 11 et 16 périodes.

- Pour la chaîne logistique, si les capacités sont constantes à 120% de la demande moyenne, alors le surcoût de la sécurisation de ressources est élevé (jusque 15%) à moins que la vision de la demande soit assez lointaine (au delà de 12 périodes).

Ainsi, comme attendu, sécuriser les ressources de production a généralement un impact négatif sur le critère économique. D'une part les coûts du producteur augmentent, et ceux du distributeur augmentent parfois (mais ils peuvent aussi diminuer). Le distributeur qui n'est pas affecté de manière directe par la sécurisation des ressources de production peut alors se retrouver à contribuer au surcoût engendré. Cependant, nous notons dans tous les cas que planifier avec un horizon glissant qui ne va pas au delà des périodes gelées et flexibles n'entraîne qu'un faible surcoût.

Synthèse et contributions à la chaîne logistique durable

Au travers des résultats précédents, nous constatons que la sécurisation des ressources requiert un faible coût supplémentaire dans le cas où les capacités sont variables. Cependant, les expériences complémentaires avec des capacités constantes à 120% de la demande moyenne indiquent que la sécurisation est alors très coûteuse. En effet, lorsque les ressources ne sont pas sécurisées, la modification des prévisions de production est très simple à réaliser puisque qu'il y a une surcapacité. La nervosité du plan de production est donc très élevée, et diminuer cette nervosité coûte cher.

Par ailleurs, bien que la sécurisation des ressources ait un coût, les coûts liés aux modifications des quantités de production (main d'œuvre et gestion des fournisseurs) ne sont pas pris en compte dans le modèle sans sécurisation. D'après les résultats expérimentaux, seul le cas où les demandes ne sont pas connues avec précision et où l'horizon glissant est large cause un surcoût très important (environ 10%). Cependant d'un point de vue industriel ce cas est le moins pertinent car nous avons déjà mis en évidence que lorsque les demandes ne sont pas précises il est inutile d'anticiper trop.

Dans le but de proposer une chaîne logistique qui soit plus durable, nous comparons les solutions obtenues avec et sans sécurisation des ressources. Les résultats avec les capacités constantes sont aussi présentés en Annexe D.3, dans la Figure D.3 pour un horizon de planification court sur les périodes gelées et flexibles (i.e. entre 2 et 8 périodes), et dans la Figure D.4 pour un horizon de planification long qui s'étend sur les périodes liquides (i.e. entre 9 et 20 périodes). Pour le critère économique, le coût total, en relatif par rapport au coût optimal (i.e. avec une planification centralisée sans horizons glissants) est utilisé. Pour le critère social, le nombre de modifications (nb^{change}) entre les quantités de production planifiées et réalisées est considéré. Le critère environnemental n'est pas directement considéré, mais pour une partie il va dans le même sens que le critère social (voit la Section 4.4.3). Les résultats présentés sont des moyennes sur les différents horizons de planification.

Par ailleurs, la table 4.5 présente les avantages et les inconvénients de la sécurisation des ressources de production dans la planification. Un '=' signifie que le critère n'est pas altéré de manière significative, un '+' ou '++' signifie que le critère est amélioré respectivement un peu ou beaucoup, et un '-' ou '--' signifie que le critère est dégradé respectivement un peu ou beaucoup. Le cas des demandes déterministes est aussi considéré afin de donner une vision plus générale de synthèse. Nos résultats complémentaires mettent en évidence que (a) les coûts augmentent si la demande est connue avec précision et que la planification est réalisée sur un court horizon glissant, et que (b) les coûts augmentent de manière significative si la planification est faite avec trop d'anticipation sur des demandes non précises. Cependant, (c,d) avec un horizon glissant à court terme, la sécurisation des ressources permet de fortement diminuer la nervosité de la production, et (e) avec un horizon glissant à long terme et des demandes non précises, la sécurisation de ressources permet aussi de réduire la nervosité. Le cas (d) est très intéressant car une meilleure gestion des ressources est clairement possible avec un faible surcoût. De plus, la planification sur un horizon glissant à court terme avec des prévisions de demandes incertaines représente un cas commun dans le monde industriel.

		Critère économique	Critère social
Demande déterministe	Horizon court terme	- (a)	++ (c)
	Horizon long terme	=	=
Demande Stochastique	Horizon court terme	=	++ (d)
	Horizon long terme	-- (b)	+ (e)

TABLE 4.5 – Avantages et inconvénients de la sécurisation des ressources de production.

4.5 Études de cas

Cette section présente deux études de cas sur différentes structures de chaîne logistique (divergente et deux échelons), et avec différents contrats (celui proposé par Jung *et al.* (2008) et les remises sur quantité). Au travers de ces études de cas, nous souhaitons mettre en avant le type d'étude que l'outil proposé permet de mener, et à quelles questions il est possible d'apporter une aide à la décision :

- quels paramètres (quantité de remise, prix de remise) choisir dans le cadre d'un contrat de remise sur quantité ;
- quel est l'influence des choix de notation des fournisseurs/clients dans une chaîne logistique à deux échelons avec échange limité d'informations lors de la planification ?

Ces études de cas tentent donc d'apporter une réponse à une question précise à travers des résultats expérimentaux et leur interprétation. Il ne s'agit pas de l'étude d'un cas industriel réel dont les résultats seraient trop difficiles à analyser. Dans tous les cas nous gardons les éléments qui nous apparaissent primordiaux dans le processus de planification :

- la décentralisation des décisions ;
- un partage d’informations limité ;
- l’itération de la planification sur un horizon glissant.

4.5.1 Contrat à base de remises sur quantité dans une chaîne logistique divergente à deux échelons

L’étude porte ici sur une chaîne logistique divergente à deux échelons, avec un contrat à base de remises sur quantité (Monahan, 1984; Weng, 1995) qui permet de coordonner les plannings des acteurs. Les résultats expérimentaux qui sont présentés permettent de discuter les points suivants :

- l’influence du niveau de stock final I_{fin} sur le profit total de la chaîne logistique ;
- l’influence de la longueur de l’horizon glissant sur le profit ;
- l’influence des deux paramètres du contrat de remises sur quantité sur le profit ;
- la répartition de l’augmentation de profit entre les acteurs lorsque le contrat de remises sur quantité est utilisé.

Description des instances

De manière à analyser l’impact du contrat de remises sur quantité sur chacun des acteurs, les instances considèrent une chaîne logistique avec trois acteurs : un producteur (ensemble P) et deux distributeurs (ensemble R). Pour la modélisation des plannings, le lecteur peut se reporter à la Section 3.4.2 du Chapitre 3. Les prix d’achat et de vente pour le distributeur ($pr = 50$, $pv = 80$), les capacités de production ($M_t^P = 6000$) et de stockage ($H_t^P = 200$) du producteur, les capacités de transport ($\Delta_t^{Pr} = 3000$) et de stockage ($H_t^r = 2000$) de chacun des distributeurs $r \in R$, ainsi que les coûts fixes de production $f_t^P = 50\,000$ sont constants dans le temps. Les autres données sont générées de manière aléatoire selon des lois uniformes. Pour le producteur, le coût unitaire de production est $m_t^P = U(8; 12)$ et celui de stockage est $h_t^P = U(1, 8; 2, 2)$. Pour chacun des distributeurs r , les coûts unitaires de transport sont $\delta_t^{Pr} = U(0, 9; 1, 1)$ et $\delta_t^{rC} = U(0, 9; 1, 1)$, et le coût unitaire de stockage est $h_t^r = U(1, 3; 1, 7)$. Les deux distributeurs sont donc supposés similaires en terme de capacités et de coûts, sans pour autant avoir exactement les mêmes coûts. Toutes les données précédentes sont identiques dans les instances, les lois uniformes ne sont générées qu’une seule fois pour l’ensemble des instances. Ceci permet de ne pas introduire trop de variabilité dans les résultats. Les demandes de chacun des deux clients sont définies par $d_t = U(500; 1500)$. Pour chacune des instances, 10 répliques de la demande client sont générées (sans que les autres données ne changent). Les résultats présentés sont des moyennes sur ces 10 répliques.

Ces instances permettent d’étudier le cas d’un produit stratégique avec une demande importante et fluctuante. Ainsi la planification à l’aide d’un modèle de dimensionnement de lot est appropriée. De plus les coûts de transport représentent de l’ordre de 10% des

coûts de production, et les coûts de stockage entre 15% et 20% du coût de production. Le coût de stockage est considéré plus faible chez le distributeur car il s'agit de son cœur d'activité. De la même manière, la capacité de stockage dans l'usine du producteur est aussi considérée très petite par rapport aux autres capacités. Les coûts fixes de production sont très élevés, ce qui incite le producteur à produire des lots pour plusieurs périodes. Il est donc intéressant d'appliquer une politique de remise sur quantités dans cette chaîne logistique. Il convient de noter que si les demandes des distributeurs au producteur sont trop faibles, ce dernier peut décider de ne rien produire et de ne pas satisfaire la demande si cela permet de maximiser son profit. En effet, il peut être très coûteux de produire de petites quantités à cause du coût fixe de production et de la faible capacité de stockage du producteur.

Par ailleurs, l'horizon global de planification comprend $|T| = 50$ périodes. Pour chacune des répliques des instances, plusieurs simulations sont effectuées en modifiant la taille de l'horizon glissant de planification de $hg = 2$ périodes à $hg = 15$ périodes. Les différentes instances considérées sont identifiées par leurs paramètres de contrat remise sur quantité. Ainsi, chacune des instances est nommée par le couple (Q_{min}, p_{QD}) . L'instance $(\infty, 50)$ est une instance de référence dans laquelle aucune remise sur quantité n'est appliquée. Les autres cas étudiés sont présentés dans la Table 4.6 par les valeurs de Q_{min} et p_{QD} .

Q_{min}	650	1000	1250	1500	2000	2500		
p_{QD}	45	40	35	30	25	20	15	10

TABLE 4.6 – Valeurs de Q_{min} et p_{QD} dans les instances.

Pour la simulation, il est supposé que le producteur a fixé ces deux paramètres de contrat au préalable (avant la première négociation) avec les deux distributeurs qui ont donc connaissance de ces paramètres. Au cours de la simulation ces paramètres restent inchangés.

Résultats et analyses

Les premiers tests effectués ont pour but de déterminer le niveau de stock final (sur l'horizon glissant) qui permet d'obtenir un bon profit pour la chaîne logistique. Pour rappel, nous définissons le niveau de stock cible pour la planification PP_t comme un pourcentage de la demande moyenne exprimée par les clients sur l'horizon glissant HG_t . Ce niveau de stock cible peut être diminué afin d'obtenir un planning réalisable. Différents pourcentages sont donc testés pour définir le stock cible final. Ces pourcentages sont supposés identiques pour les trois acteurs de la chaîne logistique. Les tests ont été conduits sur l'instance $(1250, 30)$ qui est un cas moyen. Les résultats sont présentés pour 7 niveaux de stock final (I_{fin}) différents, allant de 0% à 60% de la demande moyenne sur l'horizon glissant de planification, et avec différentes longueurs d'horizon glissant hg . Soit $Pr(I_{fin}^{\%}, hg)$ le profit de la chaîne logistique (le producteur et les deux distributeurs) pour le pourcentage $I_{fin}^{\%}$ de stock final et l'horizon

de planification hg , et $Pr_{min} = \min_{I_{fin} \in \{0;0,1;\dots;0,6\}; hg \in \{2;\dots;15\}} \{Pr(I_{fin}^{\%}, hg)\}$ représente le profit minimal pour l'ensemble des valeurs $I_{fin}^{\%}$ et hg testées. Nous nous intéressons alors à la valeur relative du profit (en pourcentage) par rapport au profit minimal Pr_{min} , défini comme $Pr_{rel} = \frac{Pr(I_{fin}^{\%}, hg) - Pr_{min}}{Pr_{min}}$.

Les résultats, présentés dans l'Annexe D.4 suggèrent que le niveau de stock final et l'horizon glissant de planification ont tous deux une influence sur le profit total de la chaîne logistique. Cependant, aucune des valeurs de $I_{fin}^{\%}$ ou de hg ne domine totalement les autres, i.e. le profit est toujours supérieur aux autres avec cette valeur. Pour différentes valeurs de $I_{fin}^{\%}$, les valeurs moyenne, écart-type, minimum et maximum sont calculées par rapport à hg et présentées dans la Table 4.7. Avec un pourcentage de 20% de la demande moyenne pour le stock final, la valeur moyenne de Pr_{rel} est la plus forte et l'écart-type est le plus faible. Ainsi, pour la suite de l'étude, les trois acteurs ont pour stock cible un niveau qui correspond à 20% de la demande moyenne sur l'horizon glissant de planification.

$I_{fin}^{\%}$	0%	10%	20%	30%	40%	50%	60%
Moyenne	5,24	5,16	5,65	5,49	5,44	5,23	5,29
Écart-type	2,02	1,97	1,87	2,10	2,12	1,95	2,12
Minimum	0,45	1,26	1,64	0,00	0,75	1,52	1,72
Maximum	8,02	7,69	7,87	7,75	8,31	8,10	8,90

TABLE 4.7 – Valeurs moyennes, minimales, maximales et écarts-types de Pr_{rel} .

L'outil de simulation développé permet aussi d'étudier l'impact de la longueur d'horizon glissant (hg) sur le profit total de la chaîne logistique. Les résultats, en moyennes sur l'ensemble des instances, sont présentés dans la Figure 4.9. Le meilleur profit pour la chaîne logistique est atteint lorsque la simulation est effectuée sur un horizon glissant de 15 périodes. Le profit pour la chaîne logistique est aussi de bonne qualité lorsque $hg = 3$ (1,93% plus faible que dans le cas $hg = 15$), mais le profit est le plus faible lorsque $hg = 4$ (6,02% en dessous du cas $hg = 15$). De plus, les courbes de profit pour les deux distributeurs sont similaires, avec un profit légèrement inférieur pour le second distributeur. Les résultats pour chaque instance sont parfois éloignés de ces résultats moyens. Un exemple, pour l'instance (1000, 40) est présenté en Annexe D.5.

Afin d'observer l'influence des paramètres du contrat de remises sur quantité, Q_{min} et p_{QD} , sur le profit total de la chaîne logistique, nous mesurons l'évolution du profit $\Pi(Q_{min}, p_{QD})$ par rapport au cas sans remises sur quantité (instance $(\infty, 50)$). Soit $Pr(Q_{min}, p_{QD})$ le profit de la chaîne logistique (le producteur et les deux distributeurs) pour l'instance (Q_{min}, p_{QD}) . Alors $\Pi(Q_{min}, p_{QD}) = \frac{Pr(Q_{min}, p_{QD}) - Pr(\infty, 50)}{Pr(\infty, 50)}$. Les résultats pour les horizons avec 2 et 4 périodes sont présentés dans les Tables 4.8 et 4.9 respectivement. Les résultats suggèrent que le profit peut augmenter de manière très significative avec la mise en place d'un contrat de remises sur quantités (car le producteur peut

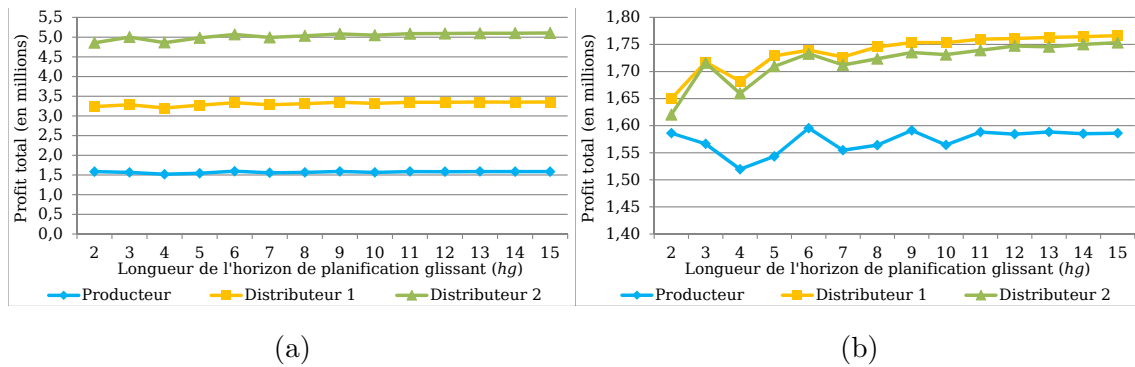


FIGURE 4.9 – Profit total (en moyenne sur les instances) pour les acteurs de la chaîne logistique : (a) cumulatif et (b) non cumulatif.

alors payer moins de coûts fixes). L'augmentation est cependant fortement dépendante des paramètres du contrat ainsi que de la longueur de l'horizon glissant de planification.

(Q_{min}, p_{QD})	10	15	20	25	30	35	40	45
650	2,63	29,72	29,45	32,10	32,25	31,36	30,84	21,16
1000	8,47	17,71	20,08	27,84	28,90	29,07	28,37	20,69
1250	14,72	19,15	20,64	23,98	24,05	24,74	19,54	15,63
1500	12,76	14,53	14,45	15,11	16,20	17,11	16,95	14,31
2000	6,97	7,25	7,48	8,63	10,17	9,97	8,47	5,13
2500	1,57	0,98	2,26	0,83	0,98	0,97	0,81	0,04

TABLE 4.8 – Augmentation du profit $\Pi(Q_{min}, p_{QD})$ en pourcentage pour un horizon $hg = 2$ périodes.

(Q_{min}, p_{QD})	10	15	20	25	30	35	40	45
650	-5,30	24,24	23,93	23,78	23,78	21,58	20,46	19,48
1000	2,99	13,67	21,72	20,97	20,34	19,77	18,38	17,13
1250	10,41	18,88	23,70	19,85	19,69	18,52	17,58	15,49
1500	14,82	16,59	18,17	17,21	15,99	15,54	16,01	15,17
2000	9,28	13,34	14,13	14,49	14,21	14,76	13,72	8,61
2500	12,69	15,11	13,94	14,25	12,35	13,31	8,54	-1,02

TABLE 4.9 – Augmentation du profit $\Pi(Q_{min}, p_{QD})$ en pourcentage pour un horizon $hg = 4$ périodes.

Lorsqu'un contrat de remises sur quantité est appliqué, trouver les paramètres qui permettent le meilleur profit de la chaîne logistique n'est pas suffisant. En effet, les acteurs acceptent la mise en place du contrat seulement si cela permet d'augmenter leur propre

profit, et que l'augmentation de profit est du même ordre de grandeur pour tous les acteurs de la chaîne logistique. La Figure 4.10 présente un exemple l'évolution du profit pour les trois acteurs de la chaîne logistique lorsque $hg = 2$ périodes, avec différentes valeurs de Q_{min} et p_{QD} . Sur cet exemple, l'évolution du profit est assez similaire pour les deux distributeurs, mais différent de celui du producteur. La Figure 4.10 montre aussi comment l'évolution du profit varie en fonction des paramètres Q_{min} ou p_{QD} . Lorsque le prix de remise augmente (a) le profit du producteur augmente alors que le profit des distributeurs diminue. Mais lorsque la quantité de remise augmente (b) aucune tendance claire n'apparaît quant à l'évolution du profit du producteur. De plus, on constate qu'avec certains paramètres, l'évolution du profit du producteur ou des distributeurs est négatif.

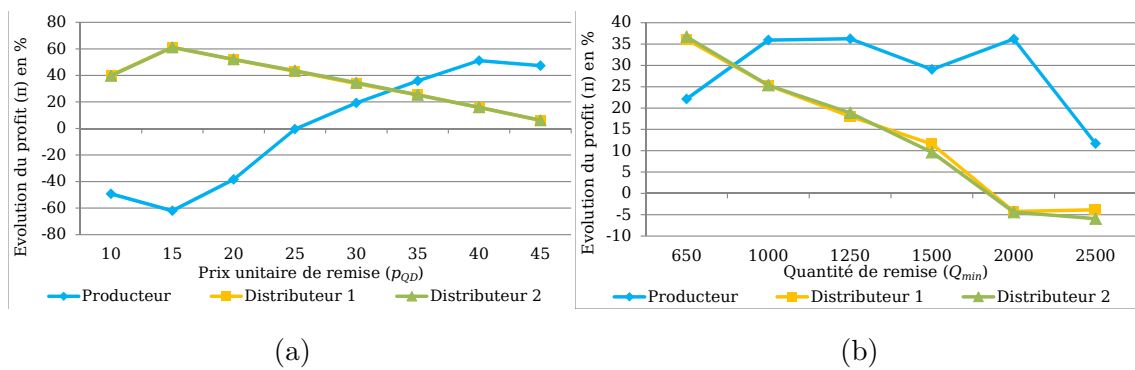


FIGURE 4.10 – Augmentation du profit (en moyenne sur les instances) pour chaque acteur de la chaîne logistique avec $hg = 2$ et (a) $Q_{min} = 1000$ ou (b) $p_{QD} = 35$.

Perspectives de l'étude

Nous avons conduit une étude de cas expérimentale sur une chaîne logistique divergente avec un producteur et deux distributeurs. La plateforme multi-agents a été utilisée afin de simuler la planification décentralisée et coordonnée avec un contrat de remises sur quantité, sur un horizon glissant de planification. Grâce à l'utilisation de la plateforme multi-agents, la structure de chaîne logistique étudiée peut facilement être étendue avec plus de producteurs et de revendeurs. Une structure à trois échelons peut aussi être étudiée, en tenant compte des remarques formulées dans la Section 3.6 du Chapitre 3.

Concernant l'utilisation de l'outil, les résultats présentés sur la chaîne logistique divergente à deux échelons ne sont pas exhaustifs mais permettent de mettre en avant la faisabilité et le type de résultat que l'outil couplé de simulation et d'optimisation permet de donner. Une fois que la structure de la chaîne logistique est donnée, l'outil permet de tester, d'analyser et de comparer différents scénarios et paramètres. Par exemple, il est possible de tester l'influence des paramètres du contrat de remise sur quantité sur les performances de la chaîne logistique. Il est aussi possible de comparer différents types de contrats, et d'analyser les performances.

4.5.2 Chaîne logistique à deux échelons et stratégies de répartition

Dans cette étude de cas, nous utilisons la plateforme multi-agents afin de simuler le processus de planification décentralisé dans une chaîne logistique à deux échelons avec un partage d'informations limité. Comme présenté dans la Section 3.5 du Chapitre 3, dans le cas de la chaîne logistique à deux échelons, les acteurs ont la possibilité de prendre en compte une évaluation de leurs clients/fournisseurs dans le processus de répartition des pénuries/quantité de commande. Nous proposons ici différentes stratégies d'évaluation des performances des clients/fournisseurs, dans un contexte de planification avec échange limité d'informations.

Les résultats expérimentaux permettent une discussion sur les points suivants :

- l'influence de l'horizon glissant de planification sur la qualité de service ;
- l'influence des stratégies de répartition sur la qualité de service ;
- l'influence des stratégies de répartition sur le nombre d'itérations dans le processus de négociation ;
- la répartition des flux de produits entre les acteurs de la chaîne logistique.

Comportement des producteurs

Pour résoudre le problème de répartition des pénuries, modélisé par les équations (3.69) - (3.75) dans le Chapitre 3, chaque producteur doit au préalable attribuer des poids α_t^r à chacun des distributeurs r . Deux stratégies de répartitions sont proposées et résumées dans la Table 4.10. Chacune de ces stratégie est basée sur un critère, une fréquence de mise à jour, une continuité temporelle ainsi qu'une méthode de calcul des poids α_t^r . La première stratégie, nommée **proportionnelle**, est assez équitable vis à vis des distributeurs et sans continuité temporelle. La seconde stratégie, nommée **demandes cumulées** est plus discriminante, avec une continuité temporelle limitée : les poids sont mis à jour à chaque période au début du processus de négociation.

Nom de la stratégie	Critère	Fréquence de mise à jour	Continuité temporelle
Proportionnelle	Demande	Chaque itération du processus de négociation	Aucune (même sur l'horizon de planification)
Demandes cumulées	Somme des demandes	Chaque période (début du processus de négociation)	Le processus de négociation

TABLE 4.10 – Stratégies de répartition des pénuries pour les producteurs.

Stratégie proportionnelle. Avec cette stratégie de répartition simple, le producteur essaye d'attribuer des pénuries proportionnelles aux demandes des distributeurs pour chacune des périodes de l'horizon glissant de planification. Les poids α_t^r sont définis de la

manière suivante :

$$\alpha_{t'}^r = \begin{cases} \frac{1}{S_{t'}^{rP}} & \text{si } S_{t'}^{rP} > 0 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad \forall t' \in HG_t, \forall r \in R. \quad (4.8)$$

Cette stratégie est basée sur les demandes des distributeurs (S_t^{rP}) qui est la seule information disponible pour les producteurs. Il n'y a aucune continuité temporelle puisque les poids dépendent de la période, et qu'ils sont mis à jour à chaque itération du processus de négociation. Avec cette stratégie, le producteur est assez équitable dans sa répartition mais il ne prend pas du tout en compte des relations à long terme avec ses clients.

Stratégie de demandes cumulées. En comparaison de la stratégie **proportionnelle**, l'idée de cette stratégie est de considérer les demandes des distributeurs sur un horizon temporel plus important, et de discriminer d'avantage les distributeurs. Avec la stratégie des **demandes cumulées**, les points suivants sont pris en compte :

- pour chaque distributeur r , le critère considéré est la somme des demandes sur l'horizon de planification HG_t au début du processus de négociation : $\sum_{t' \in RH_t} S_{t'}^{rP}$;
- plus la demande cumulée du distributeur est importante, mieux il est évalué par le producteur ;
- le distributeur le mieux évalué doit avoir le moins de pénuries possible ;
- le distributeur le moins bien évalué doit avoir le plus de pénuries possible ;
- les autres distributeurs sont considérés équivalents et ont les mêmes pénuries ;
- les évaluations sont effectuées au début de chaque processus de négociation et ne sont pas modifiées au cours de la négociation.

Pour cette stratégie de répartition, les poids sont donc définis de la manière suivante :

$$\alpha_{t'}^r = \begin{cases} 0 & \forall t' \in RH_t \text{ si } r \text{ est le distributeur le moins bien évalué;} \\ 2 \cdot \sum_{t'' \in RH_t} v p_{t''}^{PR} & \forall t' \in RH_t \text{ si } r \text{ est le distributeur le mieux évalué;} \\ 1 & \forall t' \in RH_t \text{ sinon.} \end{cases} \quad (4.9)$$

Proposition 4.1. *Les poids définis dans l'équation (4.9) permettent une répartition des pénuries qui respecte la stratégie des **demandes cumulées**.*

Démonstration. Voir Annexe D.6. □

Comportement des distributeurs

Pour résoudre le problème de répartition des quantités de commande, modélisé par les équations (3.79) - (3.86) dans le Chapitre 3, chaque distributeur doit au préalable attribuer des poids α_t^p à chacun des producteurs p , et il est aussi possible d'attribuer des croyances $Croy_t^p$ sur les capacités de livraison des producteurs. Cinq stratégies de

répartition des quantités de commande sont proposées et résumées dans la Table 4.11. La première stratégie, nommée **égalité** est une stratégie myope (les producteurs ne sont pas du tout différenciés) et n'a aucune continuité temporelle. Les autres stratégies, nommées **évaluation sur les pénuries** avec différentes méthodes de calcul, sont basées sur les pénuries réalisées par les producteurs au cours des négociations précédentes, avec différentes continuités temporelles. Trois stratégies à propos des croyances sur les capacités des producteurs sont ensuite décrites.

Nom de la stratégie	Critère	Fréquence de mise à jour	Continuité temporelle
Égalité	Aucun	Chaque itération du processus de négociation	Aucune (même sur l'horizon de planification)
Évaluation sur les pénuries :			
- somme			Un processus de négociation
- cumul	Somme	Chaque début de	La simulation complète
- ratio	des pénuries	processus de négociation	Un processus de négociation
- ratio moyen			La simulation complète

TABLE 4.11 – Stratégies de répartition des commandes par les distributeurs.

Égalité. Avec cette stratégie de répartition, le distributeur essaye d'attribuer des commandes égales aux producteurs pour chaque période de l'horizon glissant de planification HG_t . Les poids α_t^p attribués au producteur p à la période t sont définis de la manière suivante :

$$\alpha_{t'}^p = 1 \quad \forall t' \in HG_t, \forall p \in P. \quad (4.10)$$

Cette stratégie ne nécessite aucune information de la part des producteurs et n'a aucune continuité temporelle.

Évaluation sur les pénuries. Avec ces stratégies de répartition, les critères d'évaluation sont les pénuries réalisées par les producteurs. Nous rappelons les notations suivantes pour chaque processus de planification PP_t :

$Iter_t$ = nombre d'itérations du processus de négociation à la période t (PP_t) ;
 $X_{t',i,t}$ = variable de décision $X_{t'}$ pour la période t' ($\in HG_t$), lors de l'itération i ($\in \{1; \dots; Iter_t\}$) du processus de négociation réalisé à la période t ($\in T$).

Quatre méthodes de calcul sont proposées et les poids α_t^p sont définis de la manière suivante au cours du processus de planification PP_t , $\forall t' \in HG_t, \forall p \in P$:

$$\text{somme :} \quad \alpha_{t'}^p = \sum_{t'' \in HG_{t-1}} (S_{t'',1,t-1}^{Rp} - S_{t'',Iter_{t-1},t-1}^{pR}); \quad (4.11)$$

$$\text{cumul :} \quad \alpha_{t'}^p = \sum_{j=1}^{t-1} \sum_{t'' \in HG_j} (S_{t'',1,j}^{Rp} - S_{t'',Iter_j,j}^{pR}); \quad (4.12)$$

$$\text{ratio :} \quad \alpha_{t'}^p = \frac{\sum_{t'' \in HG_{t-1}} (S_{t'',1,t-1}^{Rp} - S_{t'',Iter_{t-1},t-1}^{pR})}{\sum_{t'' \in HG_{t-1}} S_{t'',1,t-1}^{Rp}}; \quad (4.13)$$

$$\text{ratio moyen :} \quad \alpha_t^p = \frac{1}{t-1} \cdot \sum_{j=1}^{t-1} \left(\frac{\sum_{t'' \in HG_j} (S_{t'',1,j}^{Rp} - S_{t'',Iter_j,j}^{pR})}{\sum_{t'' \in RH_j} S_{t'',1,j}^{Rp}} \right). \quad (4.14)$$

Ces méthodes de calcul sont basées sur des données qui proviennent des processus de négociation précédents. De plus, les méthodes **somme** et **ratio** écrasent les valeurs précédentes lors de la mise à jour, alors que les deux autres méthodes ont une continuité temporelle plus longue puisqu'elles tiennent encore compte des données précédentes.

Croyances sur les capacités des producteurs. Trois stratégies sont proposées pour estimer les croyances à propos de la capacité des producteurs à satisfaire les demandes des distributeurs. Avec la première stratégie nommée **instant**, les croyances sont égales aux propositions faites par les producteurs à la fin de la négociation précédente. Il s'agit d'une stratégie très réactive. La seconde stratégie, nommée **négociation** est plus lisse car les croyances sont constantes pour l'ensemble des périodes de l'horizon de planification HG_t et égales aux propositions moyennes des producteurs à la fin de la négociation précédente. La troisième stratégie n'est pas réactive et essaye d'intégrer des relations de long terme avec les producteurs. Les croyances sont fixées à la valeur moyenne des propositions des producteurs depuis le début de la simulation.

Les croyances $Croy_t^p$ pour les producteurs $p \in P$ sont calculées de la manière suivante au cours du processus de planification PP_t , $\forall t' \in HG_t, \forall p \in P$:

$$\text{instant :} \quad Croy_{t'}^p = S_{t',Iter_{t-1},t-1}^{pR}; \quad (4.15)$$

$$\text{négociation :} \quad Croy_{t'}^p = \frac{1}{hg} \cdot \sum_{t'' \in HG_{t-1}} S_{t'',Iter_{t-1},t-1}^{pR}; \quad (4.16)$$

$$\text{simulation :} \quad Croy_{t'}^p = \frac{1}{t-1} \cdot \sum_{j=1}^{t-1} \left(\frac{1}{hg} \cdot \sum_{t'' \in HG_j} S_{t'',Iter_j,j}^{pR} \right). \quad (4.17)$$

Description des instances

Dans le but d'avoir une bonne compréhension et une présentation claire des résultats, les instances considèrent une chaîne logistique à deux échelons avec deux producteurs

et deux distributeurs. Un seul produit stratégique est considéré, avec une demande des clients finaux très fluctuante : $d_t = U(500; 1500)$. La demande est ainsi similaire pour les deux clients finaux. Pour chacune des instances, 20 répliques de la demande des clients finaux sont générées. Tous les résultats présentés sont des moyennes basées sur ces 20 répliques. La simulation est effectuée sur un horizon total de planification T de 50 périodes pour toutes les instances. Chaque instance comprend 5 paramètres importants :

- la longueur de l'horizon glissant de planification hg (de 2 à 15 périodes) ;
- le pattern des capacités de production ;
- la stratégie de répartition des pénuries par les producteurs ;
- la stratégie de répartition des commandes par les distributeurs ;
- les croyances des distributeurs à propos des capacités des producteurs.

Afin de ne pas ajouter trop de variabilité dans l'analyse des résultats, les capacités et les coûts unitaires de production sont considérés constants au cours du temps, sauf les capacités de production des producteurs qui sont des paramètres de la simulation. Toutes les valeurs sont présentées dans la Table 4.12. Les capacités de transport des distributeurs sont 10% au dessus de la demande moyenne des clients, et les coûts de transport (des producteurs jusqu'au client final) représentent 20% du coût de production. Les capacités de stockage dans l'entrepôt des distributeurs sont élevées (égales à la demande moyenne du client), alors qu'elles sont de 20% de la capacité de production dans les usines des producteurs. Les coûts de stockage représentent 15% du coût de production pour les producteurs et 10% pour les distributeurs. En effet, le stockage est l'activité principale des distributeurs, il est donc normal qu'ils aient plus de capacité et des coûts inférieurs. Les coûts de pénalité sont très élevés par rapport aux autres coûts car la qualité de service est considérée comme très importante. De plus, pour chacun des acteurs, le niveau de stockage final sur l'horizon glissant doit permettre la continuité du service et la satisfaction de la demande. Ainsi, le niveau de stock final est fixé à 45% de la demande moyenne sur l'horizon de planification. Ce niveau de stock peut toutefois être diminué afin que le planning soit réalisable. De plus, ces instances considèrent que les distributeurs d'une part et les producteurs d'autre part sont identiques, i.e. ils ont les mêmes coûts et capacités. Différents patterns sont proposés pour les capacités de production, la divergence entre les acteurs est donc focalisée sur ce point.

Producteur $p \ (\in P)$					Distributeur $r \ (\in R)$					
Capacités		Coûts			Capacités		Coûts			
M_t^p	H_t^p	m_t^p	h_t^p	cp_t^{Rp}	Δ_t^{Pr}	H_t^r	δ_t^{Pr}	δ_t^{rC}	h_t^r	cp_t^r
paramètre	$0, 2 \cdot M_t^p$	10,0	2,0	10000	1100	1000	1,0	1,0	1,5	10000

TABLE 4.12 – Capacités et coûts des instances pour la chaîne logistique à deux échelons.

Deux patterns de capacité de production différents ont été testés :

- **capacités égales** : les deux producteurs ont la même capacité, constante au cours

du temps $M_t^P = 1100$ (soit 10% au dessus de la demande moyenne d'un client) ;

- **capacités croisées** : au début de la simulation, un producteur a une capacité plus élevée que le second, puis la capacité la plus élevée décroît pendant que celle la plus faible croît, et à la fin de la simulation, le producteur qui avait la plus forte capacité a la plus faible et vice versa. Le pattern exact est montré dans la Figure 4.11, et pour chaque période, la capacité de production moyenne est égale à 1100.

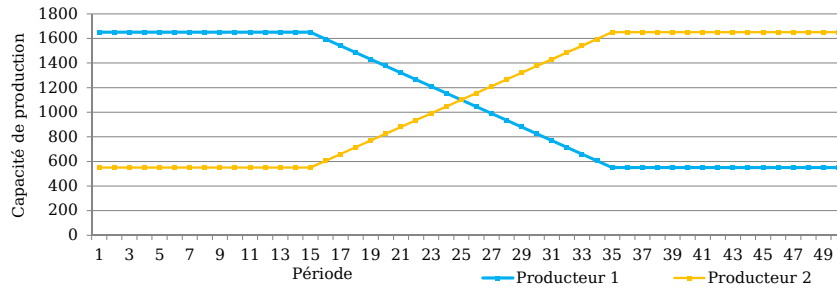


FIGURE 4.11 – Pattern des capacités de production dans le cas **capacités croisées**.

A partir des différents paramètres présentés, de nombreux tests sont possibles si toutes les combinaisons sont testées. Cependant, nous choisissons de tester les cas les plus pertinents, qui sont présentés dans la Table 4.13. Pour chacun des cas, un paramètre est choisi parmi les patterns de production, les stratégies de répartition et les croyances des distributeurs. Les cas sont séparés en trois catégories qui correspondent à la manière dont ils sont présentés dans les résultats qui suivent.

Résultats

Puisque nous cherchons à optimiser la planification au niveau de la chaîne logistique, les résultats présentés ici se situent principalement au niveau de la chaîne logistique, i.e. les résultats des acteurs sont agrégés. Nous étudions les résultats suivants :

- la moyenne des ventes perdues $\bar{v}p_r^{\%} = \frac{1}{|R|} \cdot \sum_{r \in R} \bar{v}p_r^{\%}$ avec pour chaque distributeur r , $\bar{v}p_r^{\%} = \frac{1}{|T|} \cdot \sum_{t \in T} \frac{vp_{t,iter_t,t}^r}{d_t}$;
- le taux moyen d'utilisation des capacités de stockage pour les producteurs (en Annexe D.7), $\bar{H}_P^{\%} = \frac{1}{|P|} \cdot \sum_{p \in P} \bar{H}_p^{\%}$ avec pour chaque producteur p , $\bar{H}_p^{\%} = \frac{1}{|T|} \cdot \sum_{t \in T} \frac{I_{t,iter_t,t}^p}{H_t^p}$;
- le taux d'utilisation des capacités de stockage pour les distributeurs (en Annexe D.7), $\bar{H}_R^{\%} = \frac{1}{|R|} \cdot \sum_{r \in R} \bar{H}_r^{\%}$ avec pour chaque distributeur r , $\bar{H}_r^{\%} = \frac{1}{|T|} \cdot \sum_{t \in T} \frac{I_{t,iter_t,t}^r}{H_t^r}$.

Toutes ces valeurs sont présentées en faisant varier l'horizon de planification glissant hg de 2 à 15 périodes.

Capacités de production égales. Dans la situation où les deux producteurs de la chaîne logistique ont les mêmes capacités constantes, 5 cas sont étudiés, dans lesquels la stratégie de répartition des pénuries par les producteurs est **proportionnelle**, et les distributeurs n'ont aucune croyance par rapport aux capacités des producteurs. Cinq stratégies

	Producteurs		Distributeurs				
	Pattern des capacités de production	Stratégie de répartition des pénuries	Stratégie de répartition des commandes			Croyances sur les capacités des producteurs	
	égales croisées	proportion- nelle demandes cumulées	égalité somme cumul ratio ratio moyen			aucune instant négociation simulation	
Capacités de production égales	x	x	x			x	
	x	x		x		x	
	x	x			x	x	
	x	x			x	x	
	x	x				x	
Capacités de production croisées et stratégie proportion-nelle	x	x	x			x	
	x	x	x				x
	x	x	x				
	x	x	x				x
	x	x		x			
	x	x			x		x
	x	x				x	
Capacités de production croisées et stratégie demandes cumulées	x	x	x			x	
	x	x	x				x
	x	x	x				
	x	x	x				x
	x	x		x			
	x	x			x		x
	x	x				x	

TABLE 4.13 – Les cas testés (chaque ligne correspond à un cas avec un choix pour chacun des paramètres).

de répartition des commandes par les distributeurs sont considérées : **égalité**, **somme**, **cumul**, **ratio**, **ratio moyen**. Les ventes perdues moyennes $\bar{v}p\%$ sont présentées dans la Figure 4.12.

Les résultats présentés dans la Figure 4.12 et dans la Figure D.7 de l'Annexe D.7 permettent de formuler les éléments d'analyse qui suivent.

- Lorsque les stratégies de répartition des commandes par les distributeurs sont **somme**

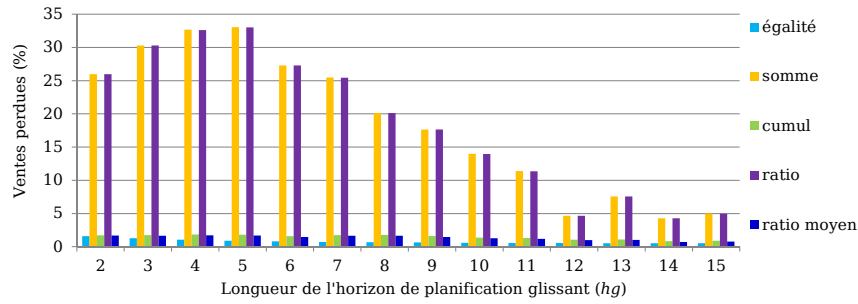


FIGURE 4.12 – Ventes perdues moyennes ($\bar{v}p\%$) dans le cas des **capacités égales** de production.

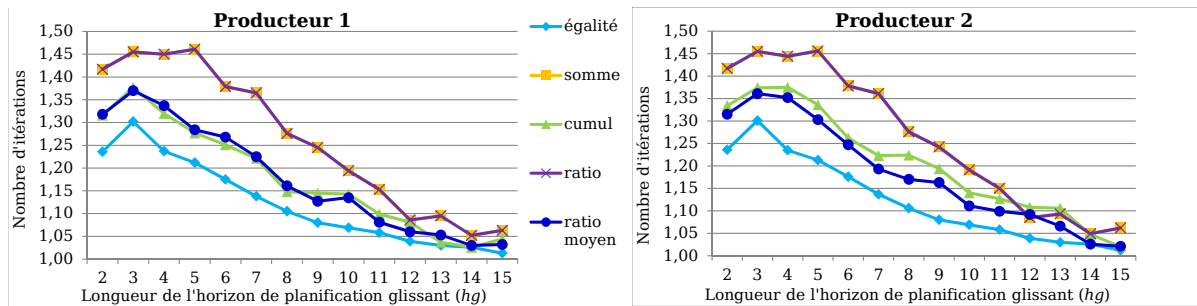


FIGURE 4.13 – Nombre moyen d'itérations dans les processus de négociation (pour chaque producteur).

ou **ratio**, les ventes perdues sont très importantes par rapport aux autres stratégies, à cause de la continuité temporelle de ces stratégies. En effet, tant que les producteurs satisfont entièrement les demandes des distributeurs, ces derniers attribuent des poids égaux aux producteurs lors de la répartition des commandes. Lorsque tous les producteurs sont en pénurie par rapport à la demande d'un distributeur, les notes peuvent différer jusqu'à la prochaine période où aucun des producteurs n'est en pénurie. Le cas le plus discriminant se produit lorsque seule une sous partie des producteurs est en pénurie (ici un sur deux). Il y a alors une différence énorme entre les notes des producteurs. Ainsi, un producteur qui est bien noté reçoit une demande très importante qu'il n'est pas nécessairement en capacité de satisfaire, ce qui entraîne alors une mauvaise notation lors de la prochaine négociation. Dans le cas étudié, un effet oscillatoire apparaît dans les quantités commandées : un producteur reçoit toutes les commandes et l'autre n'en a aucune, et la situation s'inverse à la négociation suivante (voir la Figure D.10 en Annexe D.8).

- Lorsque les stratégies de répartition des commandes sont basées sur les **somme**, **ratio** et **ratio moyen**, les ventes perdues ne sont pas décroissantes en fonction de la longueur d'horizon glissant, ce qui contredit les résultats qui avaient pu être observés dans la Section 4.4. Ceci provient du fait que l'effet oscillatoire démarre plus tôt dans l'horizon temporel T lorsque le planning se fait sur un horizon glissant large.

Avec les stratégies **somme** et **ratio**, les producteurs ont tendance à stocker moins lorsque l'horizon glissant est plus grand. Mais ceci peut les exposer plus facilement à des pénuries qui mènent à l'effet oscillatoire. Avec la stratégie **ratio moyen** et un horizon glissant court, il est possible que dès le début de la simulation les producteurs ne puissent satisfaire les demandes des distributeurs, ce qui conduit les distributeurs à attribuer des poids α_t^p élevés pour les deux producteurs. Les quantités commandées sont donc similaires. Lorsque l'horizon est plus large, les demandes sont plus faciles à satisfaire pour les producteurs, ce qui entraîne des poids α_t^p attribués par les distributeurs qui sont proches de zéro. Mais lorsque qu'il y a des pénuries, les poids diffèrent entre les producteurs mais restent proches de zéro. Ainsi, le ratio entre les poids α_t^p est important et donc les commandes entre les producteurs sont très différentes ce qui mène à l'effet oscillatoire.

- Les stratégies de répartition des commandes basées sur les **somme** et **ratio** ont la même continuité temporelle et diffèrent uniquement par la méthode de calcul. Les coefficients α_t^p sont donc les mêmes ainsi que les flux de produits. Les comportements diffèrent uniquement lorsque les producteurs ne peuvent pas satisfaire les demandes durant plusieurs périodes consécutives.

D'après les résultats à propos du nombre d'itérations durant les processus de négociation, présentés dans la Figure 4.13, nous notons les points suivants.

- Le nombre d'itérations est décroissant en fonction de la longueur d'horizon glissant. Plus il y a d'informations à propos de la demande, plus il est possible pour les acteurs d'ajuster les plannings afin de satisfaire entièrement la demande. Ainsi les producteurs ont moins besoin de négocier.
- Avec les stratégies **cumul** et **ratio moyen**, le nombre d'itérations est différent pour les deux producteurs. En effet, à partir du début de la simulation, les producteurs peuvent avoir des poids différents. Ainsi, un des producteurs peut se retrouver avec des commandes plus importantes, ce qui peut nécessiter plus de négociations. Si ces négociations ne dégradent pas trop la note du producteur, la situation peut durer sur plusieurs périodes.
- Avec les stratégies **égalité**, **somme** et **ratio**, le nombre d'itérations est très similaire pour les deux producteurs. En effet, ces stratégies ne différencient pas beaucoup les clients ou fournisseurs et ont une faible continuité temporelle. Pour la stratégie **égalité**, les résultats sont quasiment identiques, les légères différences proviennent des quantités de commande impaires à diviser en deux qui résultent en des commandes légèrement différentes. Pour les stratégies **somme** et **ratio**, on constate un peu plus de différences car il y a une plus grande continuité temporelle, ce qui permet de différencier davantage les producteurs.

Capacités de production croisées. Lorsque les capacités des producteurs sont croisées, 16 cas sont étudiés. La répartition des pénuries des producteurs peut s'effectuer selon

les stratégies **proportionnelle** ou **demandes cumulées**. La répartition des quantités de commande par les distributeurs peut être **égalité**, **somme**, **cumul**, **ratio** ou **ratio moyen**. Dans le cas **égalité**, les trois cas de croyances à propos des capacités des producteurs sont testées ainsi que le cas sans croyances. Dans les quatre autres cas, la croyance à propos des capacités des producteurs est telle que la notation des pénuries ait la même continuité temporelle. Les ventes perdues moyennes ($\bar{v}p\%$) sont présentées dans les Figures 4.14 et 4.15, et les taux d'utilisation des capacités de stockage sont présentés dans les Figures D.8 et D.9 en Annexe D.7.

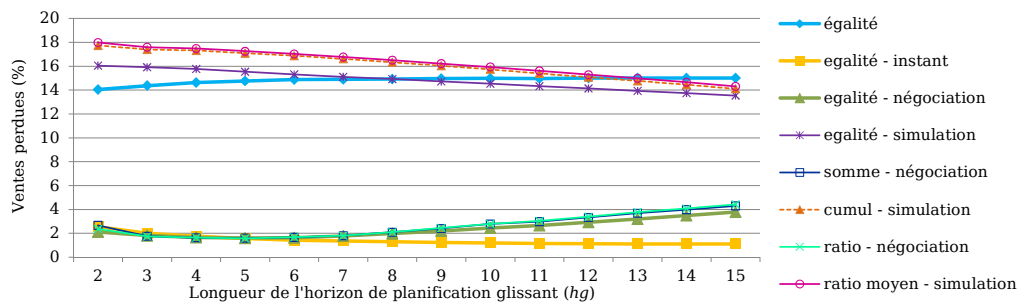


FIGURE 4.14 – Ventes perdues moyennes ($\bar{v}p\%$) dans le cas **capacités croisées** et stratégie **proportionnelle** pour les producteurs.

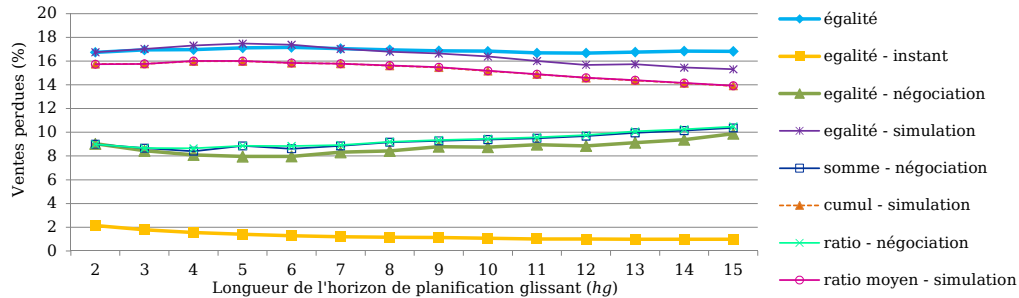


FIGURE 4.15 – Ventes perdues moyennes ($\bar{v}p\%$) dans le cas **capacités croisées** et stratégie **demandes cumulées** pour les producteurs.

Les résultats concernant les ventes perdues mènent aux observations suivantes.

- La stratégie **égalité** pour les distributeurs sans aucune croyance à propos des capacités des producteurs donne de très mauvais résultats puisque les distributeurs ne font alors aucune distinction entre les producteurs. Par ailleurs, les ventes perdues sont étonnamment plus élevées lorsque l'horizon glissant hg augmente. Lorsque l'horizon est court, le niveau de stock est plus élevé, ce qui permet de limiter les pénuries. En effet, pour atteindre le niveau de stock final sur un court horizon, il est plus probable qu'il faille garder un haut niveau de stock sur tout l'horizon, ce qui permet de répondre aux nouvelles demandes. Lorsque l'horizon est plus grand, il est moins cher de réaliser de la production en juste à temps : le stockage initial est

envoyé à la première période et la reconstitution du stock final est planifiée le plus tard possible.

- Le même phénomène surprenant apparaît aussi lorsque les croyances à propos des capacités sont sur la **négociation**. Lorsque l'horizon est grand, les distributeurs ont une perception anticipée des évolutions des capacités des producteurs. Puisque le calcul des capacités se base sur les quantités de commande moyennes, et que les capacités sont considérées constantes, l'estimation peut s'avérer fausse sur certaines périodes, et en particulier la période actuelle de planification. Ainsi, dans le cas des capacités croisées, un des producteurs se retrouve avec de nombreuses pénuries, et l'autre a une faible demande par rapport à sa capacité de production.
- Les ventes perdues sont très élevées lorsque les croyances à propos des capacités sont basées sur la **simulation** ; elles peuvent même être supérieures au cas sans croyances. En fait, les estimations des capacités des producteurs sont très différentes au début de la simulation. Puisque la simulation est toujours considérée à partir du début dans leurs croyances, les distributeurs ne l'ajustent pas bien au cours de la simulation. Ils croient encore que le producteur 1 est celui qui a la plus forte capacité à la fin de la simulation (voir la Figure D.11 en Annexe D.8).
- La stratégie **demandes cumulées** pour les producteurs influence de manière négative les performances si les croyances des distributeurs sont sur la **négociation**. Puisque les producteurs sont plus enclins à discriminer les distributeurs avec cette stratégie, ils peuvent ne pas fournir un des distributeurs, qui va alors considérer que la capacité du producteur est nulle (si les croyances sont sur la **négociation**). Ainsi, il est possible de constater une re-configuration de la chaîne logistique, dans laquelle chaque producteur fournit seulement un seul distributeur (voir la Figure D.12 en Annexe D.8). Ceci pose cependant problème dans le cas des **capacités croisées** puisqu'un des producteurs n'a pas la capacité suffisante pour fournir la demande d'un distributeur.

Les résultats à propos du nombre d'itérations moyen durant les processus de négociation pour les deux producteurs sont présentés dans la Figure 4.16 lorsque les répartitions des producteurs sont **proportionnelles**, et dans la Figure 4.17 lorsque les répartitions des producteurs suivent la stratégie des **demandes cumulées**. Ces résultats montrent clairement un écart entre les deux producteurs : le producteur 1 semble toujours négocier plus que le producteur 2. Premièrement, sans considérations des croyances sur les capacités, le producteur 1 est fortement sujet aux pénuries lorsque sa capacité est décroissante sur une partie de l'horizon glissant. Ceci arrive assez rapidement au cours de la simulation, notamment dans le cas d'un horizon glissant long. Le producteur 2 est sujet aux pénuries du début de la simulation jusqu'à environ la moitié à cause de sa faible capacité de production, indépendamment de l'horizon de planification. Deuxièmement, en considérant les croyances des distributeurs à propos des capacités, le producteur 1 a le désavantage d'avoir une capacité de production décroissante au cours du temps. Dans de nombreux cas, les

distributeurs ont tendance à surestimer les capacités du producteur 1 et à sous-estimer celles du producteur 2, ce qui implique plus de négociations avec le producteur 1.

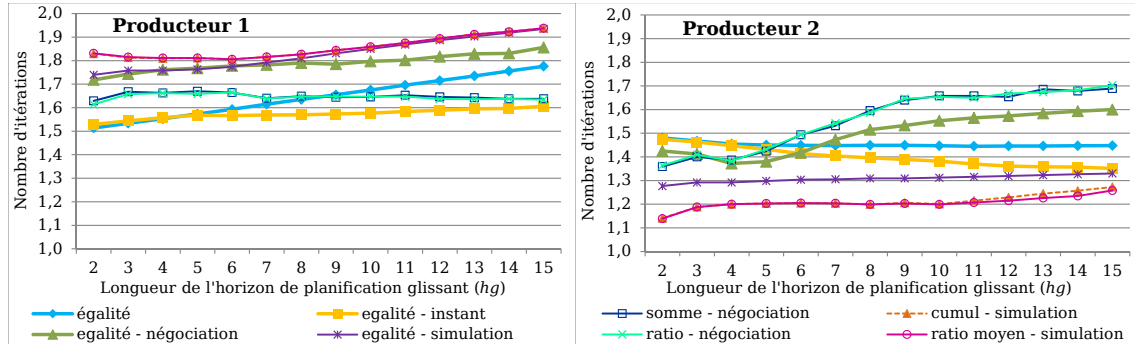


FIGURE 4.16 – Nombre moyen d'itérations dans les processus de négociation (pour chaque producteur) dans le cas **capacités croisées** et stratégie **proportionnelle** pour les producteurs.

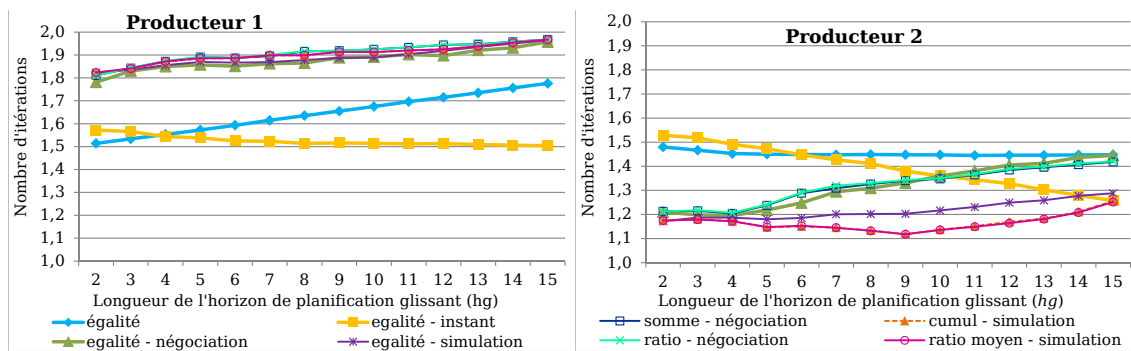


FIGURE 4.17 – Nombre moyen d'itérations dans les processus de négociation (pour chaque producteur) dans le cas **capacités croisées** et stratégie **demandes cumulées** pour les producteurs.

D'après l'ensemble des résultats précédents, la stratégie **proportionnelle** semble meilleure pour les producteurs. Les distributeurs ont intérêt à intégrer des croyances à propos des capacités afin de faire face aux variations des capacités de production. Cependant, les croyances avec une temporalité de la **simulation** doivent être évitées, et les croyances avec une continuité temporelle courte sont préférées. Nous notons cependant que le pattern des **capacités croisées** ne privilégie pas une continuité temporelle longue. De plus, l'augmentation de l'horizon glissant de planification n'est pas toujours profitable pour la performance de la chaîne logistique. Cette constatation est très surprenante car le fait d'avoir plus d'informations sur la demande devrait permettre aux acteurs de prendre de meilleures décisions et donc de diminuer les pénuries.

Perspectives de l'étude

Dans cette étude de cas, la plateforme multi-agents permet de simuler une planification décentralisée, itérée sur un horizon glissant, dans une chaîne logistique à deux échelons avec plusieurs producteurs et distributeurs. Le formalisme multi-agents permet aussi de facilement introduire des comportements spécifiques pour les acteurs dans ce cadre où il faut faire des choix pour répondre aux problèmes de répartition des pénuries et des quantités de commandes. De plus, dans un cadre de partage d'informations limité, les distributeurs peuvent prendre en compte des croyances sur les capacités des producteurs, à partir des observations passées. Plusieurs stratégies ont été proposées pour les répartitions et les croyances. Les résultats ont permis de comparer et d'évaluer certaines combinaisons pertinentes de ces stratégies, sous deux patterns des capacités des producteurs. Ceci constitue une étape vers un outil d'aide à la décision plus complet pour la planification décentralisée dans la chaîne logistique.

Les hypothèses de cette étude de cas peuvent sembler assez restrictives pour le moment, mais elles présentent l'avantage de permettre une analyse des résultats, et de pouvoir être étendues par la suite afin de coller à une étude de cas réelle. De plus, les extensions qui suivent peuvent être ajoutées sans trop de difficulté afin de modéliser un cas plus réaliste :

- le nombre d'acteurs à chaque échelon et les connaissances entre les acteurs peuvent très facilement être adaptés grâce à l'utilisation de la plateforme multi-agents ;
- d'autres patterns de capacités des producteurs peuvent être testés, ainsi que d'autres patterns de coûts ou de capacités ;
- le cas mono-produit peut être étendu au cas multi-produit, ce qui mènerait à des négociations avec des ensembles de produits et des modèles de dimensionnement de lots plus difficiles à résoudre ;
- les modèles de dimensionnement de lot internes aux acteurs (agents) peuvent être étendus en considérant plus de détails (maximisation de profit, coûts fixes, tailles de lots, arriérés, etc.) ;
- les modèles de notation et de répartition peuvent facilement être adaptés pour considérer des règles de classement ; et de l'aide à la décision multi-critère peut être implémentée, ce qui requiert de préciser les critères pris en compte et ce qui requiert aussi plus de temps de développement.

4.6 Conclusion et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons étudié le problème de planification au niveau tactique dans la chaîne logistique. Il présente une double complexité : la structure de la chaîne logistique et les aléas sur les données engendrent une complexité structurelle, et la résolution du problème de planification présente une complexité algorithmique. Nous proposons un outil couplé de simulation et d'optimisation afin de pallier à ces deux complexités. La simulation est effectuée à l'aide d'une plateforme multi-agents, et l'optimisation consiste à

résoudre les problèmes de planification présentés dans le Chapitre 3, itérés sur un horizon glissant.

De premiers tests expérimentaux sur une chaîne dyadique ont révélés deux résultats préliminaires : (1) la planification décentralisée peut donner de meilleurs résultats que la planification centralisée (lorsque l'horizon glissant est court), et (2) lorsque les demandes sont imprécises, il n'est pas nécessaire de trop anticiper. Les résultats préliminaires montrent aussi une forte nervosité du plan de production due à l'itération du processus de planification. Afin de sécuriser les ressources de production, nous proposons de diviser l'horizon de planification avec des périodes gelées, flexibles et liquides. Il en résulte des contraintes additionnelles dans le modèle de planification du producteur, qui permettent de contrôler les modifications des quantités de production entre deux plannings. Le surcoût économique a été analysé et les résultats indiquent clairement que la sécurisation des ressources de production n'a pas un coût élevé si la visibilité de la demande est assez bonne. Cependant, la sécurisation des ressources de production peut générer un surcoût significatif si la planification a lieu (1) dans un contexte de surcapacité ou (2) avec trop d'anticipation sur la demande.

Deux études de cas expérimentales ont permis de montrer l'intérêt de l'outil que nous proposons, et le type de résultat qu'il est possible d'obtenir. La première concerne la mise en place d'un contrat à base de remises sur quantités dans une chaîne logistique divergente à deux échelons. Elle permet, par la simulation de régler les paramètres du contrat en étudiant les impacts sur les bénéfices de la chaîne logistique mais aussi sur leur répartition entre les acteurs. La seconde étude de cas est menée sur une chaîne logistique à deux échelons avec plusieurs producteurs et distributeurs. Chacun des acteurs doit répartir ses commandes/pénuries entre ses fournisseurs/clients, et peut utiliser un système de pondération. Dans un contexte d'échange limité d'informations, plusieurs stratégies de pondération, ainsi que des croyances des distributeurs à propos des capacités des producteurs sont proposées et comparées. Les résultats expérimentaux testent deux patterns de capacité des producteurs et montrent que les stratégies prises par certains acteurs peuvent influencer grandement la performance globale de la chaîne. De plus, les résultats mettent en évidence que les pénuries ne sont pas toujours décroissantes en fonction de la longueur d'horizon glissant : avoir plus d'informations sur la demande ne mène pas toujours à une meilleure performance.

Deux types de perspectives peuvent être menées pour étendre ces travaux. Plusieurs modèles ont été proposés dans le Chapitre 3, et ils ne sont pas tous testés dans les études de cas. La première perspective concerne l'extension des résultats expérimentaux. Il est possible par exemple de vérifier si certains résultats assez surprenants sont encore valables avec d'autres structures de chaîne ou d'autres contrats de négociation. Il est aussi possible d'étudier les impacts des paramètres de la sécurisation de ressources (coefficient de flexibilité et longueurs d'horizons gelé et flexible) sur les coûts. Cette approche de sécurisation de ressources peut aussi être comparée à une approche de planification robuste car ces

deux approches concernent la gestion des aléas.

La seconde perspective est liée à l'outil qui n'est pas encore utilisable pour une étude de cas industrielle dans l'état actuel. Principalement, nous devons considérer d'autres contrats de négociation, des modèles de planification multi-produits, avec des structures de coûts plus fines. Il semble aussi intéressant d'utiliser la puissance des outils multi-agents et notamment les aspects BDI qui permettent de faire émerger des solutions difficilement produites par des outils plus classiques. Enfin, une interface utilisateur plus conviviale permettrait de pouvoir présenter cet outil dans un cadre industriel.

Conclusions et perspectives

Synthèse des travaux

Dans un contexte économique instable, avec de fortes pressions économiques, sociales et environnementales de la part des consommateurs, les entreprises doivent créer des alliances et avoir une bonne gestion au niveau de la chaîne logistique afin de maintenir un avantage concurrentiel et générer de la valeur ajoutée. En particulier, il est important que la planification, i.e. la prévision des décisions futures, aux niveaux stratégique et tactique soit effectuée au niveau de la chaîne logistique et non plus en interne par chacun des acteurs autonomes. Pour ce faire, il est nécessaire de disposer de modèles, de méthodes et d'outils qui permettent de planifier les décisions sur des prototypes numériques, en tenant compte des difficultés de planification liées aux aspect multi-objectifs et multi-acteurs des décisions, à la prise en compte de considérations de développement durable et à la complexité de résolution des problèmes. L'ensemble de ces modèles, méthodes et outils peut être regroupé sous la notion de chaîne logistique numérique.

Nos travaux dans cette thèse contribuent à la chaîne logistique numérique, et sont orientés plus spécifiquement pour des réseaux de PME et PMI, pour lesquels (1) les acteurs sont autonomes et disposés à se concerter, et (2) les acteurs sont localisés sur un territoire restreint. Nous avons donc proposé des briques de la chaîne logistique numérique qui permettent de prendre en compte les aspects circuits de distribution courts et de proximité d'une part, et la décentralisation de la décision des acteurs d'autre part.

Au travers des deux premiers chapitres, nous avons étudié des problèmes innovants de conception de réseau logistique en circuits courts, appliqués à des produits agro-alimentaires frais (fruits, légumes, viandes). Le premier problème consiste en la conception de réseau de service, et il s'agit notamment d'optimiser les flux logistiques en décidant des plateformes logistiques à ouvrir parmi un ensemble donné. Le second problème concerne l'allotissement, i.e. la conception du partitionnement d'un ensemble de restaurations collectives afin de proposer des appels d'offres équitables qui permettent à un maximum de fournisseurs de pouvoir y répondre. Les décisions portent ici sur le flux de données, en tenant compte des flux logistiques engendrés. L'étude de ces deux problèmes nous permet donc de proposer des outils pour aider à la décision sur les flux physiques (conception de réseau de service) et sur les flux de données (allotissement).

Pour chacun de ces problèmes, nous avons mis en avant les originalités liées aux aspects circuits courts et de proximité, dont la limitation du nombre de transbordements, la prise en compte de rentabilité minimale pour les producteurs, et une notion d'équité entre acteurs. Nous avons alors proposé des formulations fondées sur la Programmation Linéaire à Variables Mixtes qui tiennent compte des originalités de ces problèmes. Afin de pallier à la difficulté de résolution et à la taille des problèmes, nous avons proposé des méthodes de résolution heuristiques fondées sur la Programmation Linéaire. Pour le problème de conception de réseau de service, il s'agit de la décomposition de Benders qui propose une garantie de performance sur la solution trouvée, et la méthode des pentes dynamiques qui a été proposée pour résoudre des problèmes de conception de réseau avec des coûts fixes. Pour le problème d'allotissement, il s'agit d'une méthode fondée sur la génération de colonnes qui permet de générer de manière dynamique un ensemble de lots.

Des résultats expérimentaux sur plusieurs structures d'instances ont été conduits. Ils montrent la pertinence et les limites de ces méthodes de résolution par rapport aux aspects temps de calcul et qualité des solutions. De plus, des études de cas menées avec le Conseil Général et la Chambre d'Agriculture de l'Isère et la Chambre Régionale d'Agriculture de Rhône-Alpes nous ont permis de valider la mise en pratique des solutions proposées.

Nous avons donc apporté, au travers de ces deux premiers chapitres, des modèles et des méthodes de résolution efficaces pour résoudre des problèmes de planification stratégique et tactique des chaînes logistiques courtes et de proximité.

Dans un second temps, nous avons étudié le problème de planification tactique des activités de production, de stockage et de transport au niveau de la chaîne logistique. Ce problème présente une double complexité : une complexité systémique due à la structure et au fonctionnement des chaînes logistiques et une complexité algorithmique due à l'aspect combinatoire du problème. Au niveau systémique, nous nous sommes intéressés plus particulièrement à la décentralisation de la décision, sous l'hypothèse d'un échange limité d'informations. Nous avons aussi considéré que le processus de planification est itéré sur un horizon glissant afin de prendre en compte les nouvelles données disponibles, et que les prévisions de demandes peuvent être incertaines.

Nous avons proposé un outil innovant qui couple la simulation et l'optimisation afin de répondre à la double complexité du problème de planification. L'originalité du couplage proposé réside dans le fait de faire appel à des méthodes d'optimisation à l'intérieur d'une approche par simulation. Contrairement aux modèles d'optimisation classiques centralisés, nous avons étudié des modèles de dimensionnement de lots décentralisés, avec des protocoles d'alignement des décisions qui doivent converger et permettre d'obtenir une bonne solution pour l'ensemble de la chaîne logistique. Nous avons étudié les performances par rapport au cas idéal centralisé d'un processus de négociation proposé dans la littérature (Jung *et al.*, 2008), et nous l'avons enrichi afin d'améliorer ses performances, en montrant qu'il reste convergent. Nous avons aussi proposé un mécanisme de type contrat à base de remises sur quantité. De plus, différentes structures de chaîne ont été étudiées afin

d'apporter des réponses aux problèmes d'arbitrage sur la répartition des pénuries et des commandes, et sur la synchronisation des décisions. Nous disposons ainsi de briques de base pour les protocoles d'alignement et pour les structures de chaînes qui permettent de modéliser la planification tactique décentralisée dans une chaîne logistique.

Ces briques ont ensuite été intégrées dans un outil de simulation à base de multi-agents, ce qui permet de conserver l'aspect décentralisé avec une autonomie des acteurs. Nous avons simulé la planification décentralisée itérée sur un horizon glissant, et montré expérimentalement qu'elle provoquait une nervosité des plans de production. Nous avons alors proposé de limiter ce phénomène en introduisant une sécurisation des ressources de production, dont nous avons étudié les répercussions économiques et sociales. Par ailleurs, deux études de cas ont été proposées, en utilisant différentes structures de chaîne et protocoles d'alignement des décisions. Elles permettent de mettre en évidence des cas d'utilisation de l'outil, et comment il peut aider à la décision par rapport au fonctionnement interne des acteurs et à leur organisation.

Il résulte ainsi des deux derniers chapitres un outil couplé de simulation et d'optimisation qui permet d'évaluer les organisations et les fonctionnements inter-organisationnels des chaînes logistiques pour la planification tactique. Il s'agit pour le moment d'un ensemble de briques de base, qui peuvent être complétées afin d'étudier un cas réel. Par ailleurs, le développement d'une interface graphique facilitant l'usage de l'outil et la représentation d'une chaîne logistique est en cours, en collaboration avec le service informatique du laboratoire G-SCOP. Cette interface doit permettre en entrée de définir la chaîne logistique avec ses acteurs et leurs relations, et en sortie de visualiser les performances de la planification tactique.

Perspectives

Les perspectives de ces travaux peuvent être considérées à plusieurs niveaux. Les perspectives à plus court terme concernant les extensions spécifiques ont été développées dans chacun des chapitres.

A moyen terme, il nous semble intéressant de rapprocher les outils développés dans ces travaux de thèse. Ainsi, une fois le réseau logistique optimisé, il serait intéressant de simuler avec l'outil couplé de simulation et d'optimisation le comportement du réseau logistique au niveau tactique. Les résultats de la simulation peuvent alors permettre de valider ou non le réseau proposé, voire d'apporter des éléments d'améliorations. Il s'agit alors d'un triple couplage optimisation - simulation - optimisation qui nécessite de modéliser le processus de planification tactique pour le cas particulier des chaînes logistiques en circuits courts, et d'étudier de manière précise comment la simulation peut contribuer à l'optimisation du réseau logistique.

De plus, il est important à moyen terme que les outils d'aide à la décision proposés soient plus interactifs et collaboratifs, en proposant notamment une interface graphique

qui permette de construire rapidement des scénarios logistiques en définissant à plusieurs décideurs distants la structure de la chaîne, le fonctionnement interne des acteurs, et les protocoles d'interactions entre acteurs. Ainsi, il est intéressant de disposer d'un ensemble de briques de bases qui doivent permettre de construire des scénarios plus complexes. Nous en avons déjà présenté une partie, mais il reste à les enrichir, notamment à travers d'autres types de protocoles de négociations utilisés en pratique, et aussi en développant les comportements internes des acteurs au moyen des notions de croyance, désirs et intention des systèmes multi-agents. L'interface graphique doit aussi permettre de visualiser les performances d'un scénario étudié, et mettre en évidence les causes d'une sous performance éventuelle.

Par ailleurs, nous avons apporté à travers ces travaux de thèse, des éléments de la chaîne logistique numérique qui prennent plus particulièrement en compte les aspects logistique en circuits courts et décentralisation de la décision. Sur les autres difficultés liées à la planification des chaînes logistiques, nous avons apporté un certain nombre de réponses sur l'aspect multi-critères du problème d'allotissement et des problèmes de répartitions des quantités de commande et des pénuries, sur les incertitudes sur les demandes futures lors de la planification tactique, ou encore sur les problématiques durables des circuits courts de proximité et l'aspect sécurisation des ressources lorsque la planification tactique est itérée sur un horizon glissant. Néanmoins les outils proposés peuvent être enrichis et complétés en y intégrant des méthodes plus spécifiques dans le traitement de ces difficultés comme les modèles multi-objectifs, les approches robustes et flexibles, et la prise en compte du développement durable.

A plus long terme, nous pensons que ces travaux peuvent être enrichis afin d'arriver à un outil d'aide à la décision plus complet qui permette, d'évoluer à partir d'un scénario donné et de proposer en sortie une organisation différente de la chaîne logistique. Il s'agirait par exemple de créer de nouveaux acteurs logistiques, de modifier les relations inter-acteurs ou le fonctionnement interne des acteurs, dans l'objectif d'avoir une chaîne logistique qui offre de meilleures performances. Pour aboutir à cet outil, les caractéristiques d'auto-organisation et d'apprentissage de connaissance que peuvent offrir les systèmes multi-agents semblent être des éléments intéressants à étudier.

Bibliographie

- K. Aardal et T. Larsson. A benders decomposition based heuristic for the hierarchical production planning problem. *European Journal of Operational Research*, 45(1) :4–14, 1990.
- N. Absi. *Modélisation et résolution de problèmes de lot-sizing à capacité finie*. Thèse de doctorat, Université Paris VI, 2005.
- N. Absi, S. Dauzère-Pérès, S. Kedad-Sidhoum, B. Penz, et C. Rapine. Lot sizing with carbon emission constraints. *European Journal of Operational Research*, 227(1) :55–61, 2013.
- P. Afentakis. A Parallel Heuristic Algorithm for Lot-Sizing in Multistage Production Systems. *IIE Transactions*, 19(1) :34–42, 1987.
- R. K. Ahuja, T. L. Magnanti, et J. B. Orlin. *Network Flows : Theory, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1993.
- N. Aissaoui, M. Haouari, et E. Hassini. Supplier selection and order lot sizing modeling : A review. *Computers & Operations Research*, 34(12) :3516–3540, 2007.
- A. Akbalik. *Optimisation de la gestion intégrée des flux physiques dans une chaîne logistique : extensions du problème de dimensionnement de lot*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2006.
- A. Akbalik, S. Kebe, B. Penz, et N. Sbihi. Exact methods and a heuristic for the optimization of an integrated replenishment-storage planning problem. *International Transactions in Operational Research*, 15(2) :195–214, 2008.
- M. Akbari Jokar, L. Dupont, et Y. Frein. Evolution du concept de logistique. *Revue Française de Gestion Industrielle*, 21(3) :219–223, 2002.
- N. Altintas, F. Erhun, et S. Tayur. Quantity Discounts Under Demand Uncertainty. *Management Science*, 54(4) :777–792, 2008.
- S. Andradóttir. A review of simulation optimization techniques. In *Simulation Conference Proceedings, 1998. Winter*, volume 1, pages 151–158, 1998.

- K. Andreev et H. Racke. Balanced Graph Partitioning. *Theory of Computing Systems*, 39 (6) :929–939, 2006.
- R. Anthony. *Planning and Control Systems : A Framework for Analysis*. Studies in management control. Division of Research, Graduate School of Business Administration, Harvard University, 1965.
- R. K. Apaiah et E. M. Hendrix. Design of a supply chain network for pea-based novel protein foods. *Journal of Food Engineering*, 70(3) :383–391, 2005.
- J. Arnold et S. Chapman. *Introduction to materials management*. Pearson Prentice Hall, 2004.
- S. Azaiez. *Approche Dirigée par les modèles pour le développement de systèmes multi-agents*. Thèse de doctorat, Université de Savoie, 2007.
- K. R. Baker. An experimental study of the effectiveness of rolling schedules in production planning. *Decision Sciences*, 8(1) :19–27, 1977.
- E. Balas et M. W. Padberg. Set partitioning : A survey. *SIAM review*, 18(4) :710–760, 1976.
- C. Barnhart, N. Krishnan, D. Kim, et K. Ware. Network Design for Express Shipment Delivery. *Computational Optimization and Applications*, 21(3) :239–262, 2002.
- C. Barnhart, E. L. Johnson, R. Anbil, et L. Hatay. Optimization in industry II. chapter A column-generation technique for the long-haul crew-assignment problem, pages 7–24. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA, 1994.
- C. Barnhart, E. L. Johnson, G. L. Nemhauser, M. W. Savelsbergh, et P. H. Vance. Branch-and-price : Column generation for solving huge integer programs. *Operations research*, 46(3) :316–329, 1998.
- H. M. Ben Amor, J. Desrosiers, et A. Frangioni. On the choice of explicit stabilizing terms in column generation. *Discrete Applied Mathematics*, 157(6) :1167–1184, 2009.
- J. F. Benders. Partitioning Procedures for Solving Mixed-Variables Programming Problems. *Numerische Mathematik*, 4(1) :238–252, 1962.
- S. Benjaafar, Y. Li, et M. Daskin. Carbon Footprint and the Management of Supply Chains : Insights from Simple Models. Working paper available at : <http://isye.umn.edu/faculty/pdf/beyada-10-02-10-final.pdf>, 2010.
- W. Berry, T. Vollmann, et D. Whybark. *Master production scheduling : principles and practice*. American Production and Inventory Control Society, 1979.

- S. Biswas et Y. Narahari. Object oriented modeling and decision support for supply chains. *European Journal of Operational Research*, 153(3) :704–726, 2004.
- J. D. Blackburn et R. A. Millen. Heuristic lot-sizing performance in a rolling-schedule environment. *Decision Sciences*, 11(4) :691–701, 1980.
- J. D. Blackburn et R. A. Millen. Improved heuristics for multi-stage requirements planning systems. *Management Science*, 28(1) :44–56, 1982.
- M. Boschetti, A. Mingozzi, et S. Ricciardelli. A dual ascent procedure for the set partitioning problem. *Discrete Optimization*, 5(4) :735–747, 2008.
- N. Brahimi, S. Dauzere-Peres, N. M. Najid, et A. Nordli. Single item lot sizing problems. *European Journal of Operational Research*, 168(1) :1–16, 2006.
- M. E. Bratman, D. J. Israel, et M. E. Pollack. Plans and resource-bounded practical reasoning. *Computational Intelligence*, 4(3) :349–355, 1988.
- L. Buschkühl, F. Sahling, S. Helber, et H. Tempelmeier. Dynamic capacitated lot-sizing problems : a classification and review of solution approaches. *OR Spectrum*, 32(2) : 231–261, 2010.
- G. P. Cachon et M. A. Lariviere. Supply Chain Coordination with Revenue-Sharing Contracts : Strengths and Limitations. *Management Science*, 51(1) :30–44, 2005.
- G. P. Cachon. Supply Chain Coordination with Contracts. In S. Graves et A. de Kok, editors, *Supply Chain Management : Design, Coordination and Operation*, volume 11 of *Handbooks in Operations Research and Management Science*, pages 227–339. Elsevier, 2003.
- C. G. Cassandras et S. Lafortune. *Introduction to Discrete Event Systems*. Springer, 1999.
- D. Cattrysse, J. Maes, et L. N. V. Wassenhove. Set partitioning and column generation heuristics for capacitated dynamic lotsizing. *European Journal of Operational Research*, 46(1) :38–47, 1990.
- H. K. Chan et F. T. Chan. A review of coordination studies in the context of supply chain dynamics. *International Journal of Production Research*, 48(10) :2793–2819, 2010.
- P. Chandra et M. L. Fisher. Coordination of production and distribution planning. *European Journal of Operational Research*, 72(3) :503–517, 1994.
- R. R. Chen et L. W. Robinson. Optimal multiple-breakpoint quantity discount schedules for customers with heterogeneous demands : all-unit or incremental? *IIE Transactions*, 44(3) :199–214, 2012.
- M. Christopher. *Logistics and supply chain management*. Pitman Publishing, 1992.

- A. M. Costa. A survey on benders decomposition applied to fixed-charge network design problems. *Computers & Operations Research*, 32(6) :1429–1450, 2005.
- T. G. Crainic. Service network design in freight transportation. *European Journal of Operational Research*, 122(2) :272–288, 2000.
- T. G. Crainic et G. Laporte. Planning models for freight transportation. *European Journal of Operational Research*, 97(3) :409–438, 1997.
- G. B. Dantzig et P. Wolfe. Decomposition principle for linear programs. *Operations research*, 8(1) :101–111, 1960.
- Y. Demazeau. From Interactions To Collective Behaviour In Agent-Based Systems. In *In : Proceedings of the 1st. European Conference on Cognitive Science, Saint-Malo*, pages 117–132, 1995.
- M. Diaby, H. C. Bahl, M. H. Karwan, et S. Zionts. A Lagrangean relaxation approach for very-large-scale capacitated lot-sizing. *Management Science*, 38(9) :1329–1340, 1992.
- G. Dudek et H. Stadtler. Negotiation-based collaborative planning between supply chains partners. *European Journal of Operational Research*, 163(3) :668–687, 2005.
- A. Dumain et B. Maurines. Composer les manières de gouverner. In C. Hérault-Fournier et A.-H. Prigent-Simonin, editors, *Au plus près de l’assiette : pérenniser les circuits courts alimentaires*, chapter 11, pages 215–232. Educagri éditions/Quae éditions, 2012.
- R. M. Ebrahim, J. Razmi, et H. Haleh. Scatter search algorithm for supplier selection and order lot sizing under multiple price discount environment. *Advances in Engineering Software*, 40(9) :766–776, 2009.
- J. Edmonds et R. M. Karp. Theoretical Improvements in Algorithmic Efficiency for Network Flow Problems. *J. ACM*, 19(2) :248–264, 1972.
- A. S. Erdem et E. Göçen. Development of a decision support system for supplier evaluation and order allocation. *Expert Systems with Applications*, 39(5) :4927–4937, 2012.
- S. Even, A. Itai, et A. Shamir. On the Complexity of Timetable and Multicommodity Flow Problems. *SIAM Journal on Computing*, 5(4) :691–703, 1976.
- A. Federgruen et M. Tzur. Minimal Forecast Horizons and a New Planning Procedure for the General Dynamic Lot Sizing Model : Nervousness Revisited. *Operations Research*, 42(3) :456–468, 1994.
- J. Flaig. Etude de deux plateformes d’approvisionnement en circuits courts des produits agricoles frais. Rapport de stage ingénieur adjoint, Grenoble INP - Génie industriel, 2012.

- B. Fleischmann, H. Meyr, et M. Wagner. Advanced planning. In *Supply chain management and advanced planning*, pages 81–106. Springer, 2005.
- M. M. Flood. The traveling-salesman problem. *Operations Research*, 4(1) :61–75, 1956.
- L. R. Ford et D. R. Fulkerson. A suggested computation for maximal multi-commodity network flows. *Management Science*, 5(1) :97–101, 1958.
- M. C. Fu. Optimization for simulation : Theory vs. practice. *INFORMS Journal on Computing*, 14(3) :192–215, 2002.
- F. Galasso. *Aide à la planification dans les chaînes logistiques en présence de demande flexible*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2007.
- M. R. Garey, R. L. Graham, et D. S. Johnson. Some NP-complete geometric problems. In *Proceedings of the eighth annual ACM symposium on Theory of computing*, pages 10–22. ACM, 1976.
- B. Gendron. Decomposition Methods for Network Design. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 20(0) :31–37, 2011.
- H. Gfrerer et G. Zäpfel. Hierarchical model for production planning in the case of uncertain demand. *European Journal of Operational Research*, 86(1) :142–161, 1995.
- I. Giannoccaro et P. Pontrandolfo. Supply chain coordination by revenue sharing contracts. *International Journal of Production Economics*, 89(2) :131–139, 2004.
- J. Gigler, E. Hendrix, R. Heesen, V. van den Hazelkamp, et G. Meerdink. On optimisation of agri chains by dynamic programming. *European Journal of Operational Research*, 139(3) :613–625, 2002.
- P. C. Gilmore et R. E. Gomory. A linear programming approach to the cutting stock problem - Part II. *Operations research*, 11(6) :863–888, 1963.
- R. Graham. An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set. *Information Processing Letters*, 1(4) :132–133, 1972.
- G. Guisewite et P. Pardalos. Minimum concave-cost network flow problems : Applications, complexity, and algorithms. *Annals of Operations Research*, 25 :75–99, 1990.
- J. Gustavsson, C. Cederberg, U. Sonesson, R. van Otterdijk, et A. Meybeck. *Pertes et gaspillages alimentaires dans le monde : ampleur, causes et prévention : étude menée pour le Congrès international SAVE FOOD ! à Interpack 2011, Düsseldorf, Allemagne*. Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO), 2012.
- S. Hertz et M. Alfredsson. Strategic development of third party logistics providers. *Industrial Marketing Management*, 32(2) :139–149, 2003.

- W. Ho, X. Xu, et P. K. Dey. Multi-criteria decision making approaches for supplier evaluation and selection : A literature review. *European Journal of Operational Research*, 202(1) :16–24, 2010.
- J. Homberger. Decentralized multi-level uncapacitated lot-sizing by automated negotiation. *4OR*, 8 :155–180, 2010.
- G. Q. Huang, J. S. K. Lau, et K. L. Mak. The impacts of sharing production information on supply chain dynamics : a review of the literature. *International Journal of Production Research*, 41(7) :1483–1517, 2003.
- R. Jans et Z. Degraeve. Improved lower bounds for the capacitated lot sizing problem with setup times. *Operations Research Letters*, 32(2) :185–195, 2004.
- R. Jans et Z. Degraeve. Modeling industrial lot sizing problems : a review. *International Journal of Production Research*, 46(6) :1619–1643, 2008.
- H. Jung, F. F. Chen, et B. Jeong. Decentralized supply chain planning framework for third party logistics partnership. *Computers & Industrial Engineering*, 55(2) :348–364, 2008.
- J. Kalcsics, S. Nickel, et M. Schröder. Towards a unified territorial design approach - Applications, algorithms and GIS integration. *Top*, 13(1) :1–56, 2005.
- B. Kalkanci, K.-Y. Chen, et F. Erhun. Contract Complexity and Performance Under Asymmetric Demand Information : An Experimental Evaluation. *Management Science*, 57(4) :689–704, 2011.
- P. Kaminsky et D. Simchi-Levi. Production and Distribution Lot Sizing in a Two Stage Supply Chain. *IIE Transactions*, 35(11) :1065–1075, 2003.
- B. Karimi, S. F. Ghomi, et J. Wilson. The capacitated lot sizing problem : a review of models and algorithms. *Omega*, 31(5) :365–378, 2003.
- R. M. Karp. *Reducibility among combinatorial problems*. Springer, 1972.
- S. Kébé, N. Sbihi, et B. Penz. A Lagrangean heuristic for a two-echelon storage capacitated lot-sizing problem. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(6) :2477–2483, 2012.
- D. Kim et P. M. Pardalos. A solution approach to the fixed charge network flow problem using a dynamic slope scaling procedure. *Operations Research Letters*, 24(4) :195–203, 1999.
- G. M. Kopanos, L. Puigjaner, et M. C. Georgiadis. Simultaneous production and logistics operations planning in semicontinuous food industries. *Omega*, 40(5) :634–650, 2012.

- O. Labarthe. *Modélisation et Simulation orientées agents de Chaînes Logistiques dans un contexte de personnalisation de masse : Modèle et cadre méthodologique*. Thèse de doctorat, Université Paul Cézanne et Université Laval, 2006.
- P. Leclaire. *Heuristiques et métaheuristiques pour des problèmes d'optimisation combinatoire : problèmes d'équilibrage de lignes d'assemblage et problèmes de tournées de véhicules*. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2009.
- H. L. Lee, V. Padmanabhan, et S. Whang. Information distortion in a supply chain : the bullwhip effect. *Management Science*, 43(4) :546–558, 1997.
- Y. H. Lee, M. K. Cho, S. J. Kim, et Y. B. Kim. Supply chain simulation with discrete-continuous combined modeling. *Computers & Industrial Engineering*, 43(1-2) :375–392, 2002.
- N. Lehoux, S. D'Amours, Y. Frein, A. Langevin, et B. Penz. Collaboration for a two-echelon supply chain in the pulp and paper industry : the use of incentives to increase profit. *Journal of the Operational Research Society*, 62(4) :581–592, 2010.
- C. E. Leiserson, R. L. Rivest, C. Stein, et T. H. Cormen. *Introduction to algorithms*. The MIT press, 2001.
- X. Li et Q. Wang. Coordination mechanisms of supply chain systems. *European Journal of Operational Research*, 179(1) :1–16, 2007.
- J. D. Linton, R. Klassen, et V. Jayaraman. Sustainable supply chains : An introduction. *Journal of Operations Management*, 25(6) :1075–1082, 2007.
- M. T. Lucas et D. Chhajed. Applications of location analysis in agriculture : a survey. *Journal of the Operational Research Society*, 55(6) :561–578, 2004.
- A. Marín. The discrete facility location problem with balanced allocation of customers. *European Journal of Operational Research*, 210(1) :27–38, 2011.
- G. Marques. *Management des risques pour l'aide à la gestion de la collaboration au sein d'une chaîne logistique : une approche par simulation*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2009.
- M. T. Marsh et D. A. Schilling. Equity measurement in facility location analysis : A review and framework. *European Journal of Operational Research*, 74(1) :1–17, 1994.
- N. Megiddo et K. J. Supowit. On the complexity of some common geometric location problems. *SIAM Journal on Computing*, 13(1) :182–196, 1984.
- A. Mehra, I. Minis, et J. Proth. Hierarchical production planning for complex manufacturing systems. *Advances in Engineering Software*, 26(3) :209–218, 1996.

- S. Melkote et M. S. Daskin. Capacitated facility location/network design problems. *European Journal of Operational Research*, 129(3) :481–495, 2001.
- Q. Meng et H. Yang. Benefit distribution and equity in road network design. *Transportation Research Part B : Methodological*, 36(1) :19–35, 2002.
- A. G. Merten et M. E. Muller. Variance minimization in single machine sequencing problems. *Management Science*, 18(9) :518–528, 1972.
- J. P. Monahan. A quantity discount pricing model to increase vendor profits. *Management science*, 30(6) :720–726, 1984.
- L. Monostori, J. Váncza, et S. Kumara. Agent-Based Systems for Manufacturing. { *CIRP* } *Annals - Manufacturing Technology*, 55(2) :697–720, 2006.
- T. Moyaux, B. Chaib-draa, et S. D’Amours. Supply Chain Management and Multiagent Systems : An Overview. In B. Chaib-draa et J. Müller, editors, *Multiagent based Supply Chain Management*, volume 28, pages 1–27. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- F. Mutlu et S. Çetinkaya. Coordination in retailer-carrier channels for long term planning. *International Journal of Production Economics*, 133(1) :360–369, 2011.
- T. Nicholson. A sequential method for discrete optimization problems and its application to the assignment, travelling salesman, and three machine scheduling problems. *IMA Journal of Applied Mathematics*, 3(4) :362–375, 1967.
- S. Norre. Heuristiques et Métaheuristiques pour la résolution de problèmes d’optimisation combinatoire dans les systèmes de production. Habilitation à diriger des recherches, Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2005.
- M. Ogier, V.-D. Cung, et J. Boissière. Service Network Design in Short and Local Fresh Food Supply Chain. *RAIRO - Operations Research*, 2013a. Accepté pour publication.
- M. Ogier, V.-D. Cung, J. Boissière, et S. Chung. Decentralised planning coordination with quantity discount contract in a divergent supply chain. *International Journal of Production Research*, 51(9) :2776–2789, 2013b.
- M. Ogier, V.-D. Cung, et J. Boissière. Analysis of a supply chain coordination mechanism within a lot-sizing model. In *Proceedings of ECCO XXIV, Amsterdam, Netherlands*, 2011a.
- M. Ogier, V.-D. Cung, et J. Boissière. Sécurisation des ressources de production dans une chaîne logistique décentralisée. In *Actes de ROADEF 2011, le 12^{ème} Congrès de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d’Aide à la Décision, Saint-Étienne, France*, 2011b.

- M. Ogier, V.-D. Cung, et J. Boissière. Conception de circuits courts de proximité pour la distribution de produits agricoles frais. In *Actes de ROADEF 2012, le 13^{ème} Congrès de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision, Angers, France, 2012a*.
- M. Ogier, V.-D. Cung, et J. Boissière. Development of a sustainable Supply Chain Planning tool coupling simulation and optimization techniques. In *Proceedings of the 1st International Workshop on Green Supply Chain (4 pages), Arras, France, 2012b*.
- M. Ogier, V.-D. Cung, et J. Boissière. An improved planning coordination in a decentralized 2-echelon supply chain. In *Proceedings of the 4th International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain (10 pages), Quebec, Canada, 2012c*.
- M. Ogier, V.-D. Cung, et J. Boissière. Conception de circuits courts de proximité pour la distribution de produits agricoles frais. In *Actes de ROADEF 2013, le 14^{ème} Congrès de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision, Troyes, France, 2013c*.
- M. Ogier, V.-D. Cung, J. Boissière, et N. Catusse. Balanced partitioning for school canteen meat supply. In *Proceedings of ECCO XXVI, Paris, France, 2013d*.
- M. Ogier, V.-D. Cung, J. Boissière, et F. Mangione. Supply chain performance in the case of decentralized planning. In *Proceedings of the 8th International Conference on Supply Chain management and Information Systems, Hong Kong, China, pages 63–70, 2010*.
- W. Ogryczak. Inequality measures and equitable approaches to location problems. *European Journal of Operational Research*, 122(2) :374–391, 2000.
- M. Omar et J. Bennell. Revising the master production schedule in a HPP framework context. *International Journal of Production Research*, 47(20) :5857–5878, 2009.
- F. Ortega et L. A. Wolsey. A branch-and-cut algorithm for the single-commodity, uncapacitated, fixed-charge network flow problem. *Networks*, 41(3) :143–158, 2003.
- S. H. Owen et M. S. Daskin. Strategic facility location : A review. *European Journal of Operational Research*, 111(3) :423–447, 1998.
- T. Paksoy, N. Y. Pehlivan, et E. Özceylan. Application of fuzzy optimization to a supply chain network design : A case study of an edible vegetable oils manufacturer. *Applied Mathematical Modelling*, 36(6) :2762–2776, 2012.
- C. H. Papadimitriou. The Euclidean travelling salesman problem is NP-complete. *Theoretical Computer Science*, 4(3) :237–244, 1977.
- Y. B. Park. An integrated approach for production and distribution planning in supply chain management. *International Journal of Production Research*, 43(6) :1205–1224, 2005.

- H. V. D. Parunak. What can agents do in industry, and why ? An overview of industrially-oriented R&D at CEC. In M. Klusch et G. Weiß, editors, *Cooperative Information Agents II Learning, Mobility and Electronic Commerce for Information Discovery on the Internet*, volume 1435 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 1–18. Springer Berlin Heidelberg, 1998.
- A. Rong, R. Akkerman, et M. Grunow. An optimization approach for managing fresh food quality throughout the supply chain. *International Journal of Production Economics*, 131(1) :421–429, 2011.
- N. M. Sadeh, D. W. Hildum, D. Kjenstad, et A. Tseng. MASCOT : An agent-based architecture for dynamic supply chain creation and coordination in the internet economy. *Production Planning & Control*, 12(3) :212–223, 2001.
- F. Sahin et E. P. Robinson. Flow Coordination and Information Sharing in Supply Chains : Review, Implications, and Directions for Future Research. *Decision Sciences*, 33(4) : 505–536, 2002.
- P. Schaus. *Solving balancing and bin-packing problems with constraint programming*. Thèse de doctorat, Université catholique de Louvain, 2009.
- E. Schlich et U. Fleissner. The Ecology of Scale : Assessment of Regional Energy Turnover and Comparison with Global Food. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 10(3) :219–223, 2005.
- S. Seuring et M. Müller. From a literature review to a conceptual framework for sustainable supply chain management. *Journal of Cleaner Production*, 16(15) :1699–1710, 2008.
- R. Shannon. *Systems simulation : the art and science*. Prentice-Hall, 1975.
- V. Sridharan, W. L. Berry, et V. Udayabhanu. Freezing the Master Production Schedule Under Rolling Planning Horizons. *Management Science*, 33(9) :1137–1149, 1987.
- S. K. Srivastava. Green supply-chain management : A state-of-the-art literature review. *International Journal of Management Reviews*, 9(1) :53–80, 2007.
- H. Stadtler. Improved Rolling Schedules for the Dynamic Single-Level Lot-Sizing Problem. *Management Science*, 46(2) :318–326, 2000.
- H. Stadtler. Supply chain management - an overview. In *Supply chain management and advanced planning*, pages 9–36. Springer, 2008.
- A. Taghipour et J.-M. Frayret. Mutual adjustment search with incentive for supply chain planning coordination. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 25(10) :946–962, 2012.

- A. Taghipour et J.-M. Frayret. Dynamic mutual adjustment search for supply chain operations planning co-ordination. *International Journal of Production Research*, 51 (9) :2715–2739, 2013.
- S. Talluri, S. K. Vickery, et S. Narayanan. Optimization models for buyer-supplier negotiations. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 38 (7) :551–561, 2008.
- H. Tempelmeier et S. Helber. A heuristic for dynamic multi-item multi-level capacitated lotsizing for general product structures. *European Journal of Operational Research*, 75 (2) :296–311, 1994.
- S. Terzi et S. Cavalieri. Simulation in the supply chain context : a survey. *Computers in Industry*, 53(1) :3–16, 2004.
- N. Teypez, S. Schrenk, et V.-D. Cung. A decomposition scheme for large-scale Service Network Design with asset management. *Transportation Research Part E*, 46(1) :156–170, 2009.
- J. Tounsi. *Modélisation pour la simulation de la chaîne logistique globale dans un environnement de production PME mécatroniques*. Thèse de doctorat, Université de Savoie, 2009.
- S. C. Tsai et Y.-X. Zheng. A simulation optimization approach for a two-echelon inventory system with service level constraints. *European Journal of Operational Research*, 229 (2) :364–374, 2013.
- A. A. Tsay, S. Nahmias, et N. Agrawal. Modeling Supply Chain Contracts : A Review. In S. Tayur, R. Ganeshan, et M. Magazine, editors, *Quantitative Models for Supply Chain Management*, volume 17 of *International Series in Operations Research & Management Science*, pages 299–336. Springer US, 1999.
- W. Van Den Heuvel et A. P. Wagelmans. A comparison of methods for lot-sizing in a rolling horizon environment. *Operations Research Letters*, 33(5) :486–496, 2005.
- S. van Hoesel, H. E. Romeijn, D. R. Morales, et A. P. Wagelmans. Integrated lot sizing in serial supply chains with production capacities. *Management Science*, 51(11) :1706–1719, 2005.
- F. Vanderbeck. Lot-sizing with start-up times. *Management Science*, 44(10) :1409–1425, 1998.
- F. Vanderbeck et L. A. Wolsey. An exact algorithm for {IP} column generation. *Operations Research Letters*, 19(4) :151–159, 1996.

- C. L. Villarreal Lizarraga. *Contribution au pilotage des projets partagés par des PME en groupement basée sur la gestion des risques*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2005.
- Z. K. Weng. Channel coordination and quantity discounts. *Management Science*, 41(9) : 1509–1522, 1995.
- S. Whang. Coordination in operations : A taxonomy. *Journal of Operations Management*, 12(3-4) :413–422, 1995.
- L. White et G. J. Lee. Operational research and sustainable development : Tackling the social dimension. *European Journal of Operational Research*, 193(3) :683–692, 2009.
- K. Widodo, H. Nagasawa, K. Morizawa, et M. Ota. A periodical flowering-harvesting model for delivering agricultural fresh products. *European Journal of Operational Research*, 170(1) :24–43, 2006.
- N. Wieberneit. Service network design for freight transportation : a review. *OR Spectrum*, 30(1) :77–112, 2008.
- M. Wooldridge et N. R. Jennings. Intelligent agents : theory and practice. *The Knowledge Engineering Review*, 10 :115–152, 1995.
- J. Xie, T. S. Lee, et X. Zhao. Impact of forecasting error on the performance of capacitated multi-item production systems. *Computers & Industrial Engineering*, 46(2) :205–219, 2004.
- J. H. Y. Yeung, W. C. K. Wong, et L. Ma. Parameters affecting the effectiveness of MRP systems : A review. *International Journal of Production Research*, 36(2) :313–332, 1998.
- H. Young. *Equity : In Theory and Practice*. A Russell Sage Foundation book. Princeton University Press, 1995.
- M. Yu et A. Nagurney. Competitive food supply chain networks with application to fresh produce. *European Journal of Operational Research*, 224(2) :273–282, 2013.
- Y. Yuan, T. Liang, M. G. D. S. of Business, et J. Zhang. *Using Agent Technology to Support Supply Chain Management : Potentials and Challenges*. Research and working paper series. Michael G. DeGroote School of Business, 2001.
- W. I. Zangwill. A deterministic multi-period production scheduling model with backlogging. *Management Science*, 13(1) :105–119, 1966.
- W. I. Zangwill. A backlogging model and a multi-echelon model of a dynamic economic lot size production system - a network approach. *Management Science*, 15(9) :506–527, 1969.

- Z.-H. Zhang, H. Jiang, et X. Pan. A Lagrangian relaxation based approach for the capacitated lot sizing problem in closed-loop supply chain. *International Journal of Production Economics*, 140(1) :249–255, 2012.
- X. Zhao et K. Lam. Lot-sizing rules and freezing the master production schedule in material requirements planning systems. *International Journal of Production Economics*, 53(3) :281–305, 1997.
- G. Zülch et S. Stowasser. The Digital Factory : An instrument of the present and the future. *Computers in Industry*, 56(4) :323–324, 2005.

Annexe A

Résultats sur la conception de réseaux en circuits courts

Instance	B&C (CPLEX 2%)		Décomposition de Benders (5%)		PPD
	BI	BS	BI	BS	BS
P-GP	1 238 254	1 253 911	1 208 748	1 289 362	1 248 364
P-GM	2 060 689	2 079 202	2 033 832	2 112 495	2 070 739
P-AP	2 543 262	2 565 079	2 505 223	2 586 700	2 556 741
P-AM	1 884 738	1 905 152	1 857 062	1 936 416	1 895 418
M-GP	5 362 040	5 417 131	5 230 614	5 563 482	5 397 545
M-GM	8 701 466	8 799 556	8 604 862	8 956 347	8 747 667
M-AP	7 683 182	7 762 708	7 545 125	7 931 132	7 725 420
M-AM	7 311 774	7 415 003	7 265 418	7 624 619	7 357 353
G-GP	824 676 000	824 774 000	824 464 338	825 153 059	824 730 379
G-GM	832 606 000	832 751 000	832 525 556	852 194 941	832 691 191
G-AP	825 024 000	825 127 000	824 784 920	825 298 010	825 099 027
G-AM	822 827 000	822 977 000	822 683 749	830 893 689	822 918 689

TABLE A.1 – Résultats détaillés pour Ens. 1.

Instance	B&C (CPLEX 2%)		Décomposition de Benders (5%)		PPD
	BI	BS	BI	BS	BS
M-GP ₂ ⁵ -∞	5 355 283	5 419 476	5 212 069	5 534 151	5 387 785
M-GP ₂ ⁵ -35	24 363 000	24 439 300	17 322 439	66 911 945	24 402 971
M-GP ₂ ⁵ -25	88 772 400	88 833 400	37 829 139	185 297 605	88 804 206
M-GP ₃ ⁵ -∞	5 353 213	5 430 303	5 210 202	5 545 172	5 386 705
M-GP ₃ ⁵ -35	17 501 500	17 578 100	17 282 646	187 847 317	17 541 190
M-GP ₃ ⁵ -25	45 362 800	45 437 000	35 153 774	135 795 283	45 401 359
M-GP ₃ ⁷ -∞	5 352 409	5 422 106	5 209 437	5 545 172	5 385 875
M-GP ₃ ⁷ -35	17 501 600	17 584 800	17 276 430	128 836 106	17 541 190
M-GP ₃ ⁷ -25	45 362 600	45 431 200	35 140 143	166 235 633	45 401 359
M-GP ₅ ⁷ -∞	5 352 042	5 406 364	5 208 813	5 551 352	5 387 707
M-GP ₅ ⁷ -35	17 496 900	17 575 200	17 278 499	147 905 786	17 548 079
M-GP ₅ ⁷ -25	35 357 100	35 388 600	35 138 921	106 747 795	35 403 961
M-GP ₃ ¹⁰ -∞	5 352 323	5 421 109	5 209 129	5 545 172	5 385 875
M-GP ₃ ¹⁰ -35	17 501 600	17 578 700	17 275 172	91 280 422	17 541 190
M-GP ₃ ¹⁰ -25	40 390 800	40 468 000	20 733 170	241 582 674	40 430 851
M-GP ₅ ¹⁰ -∞	5 351 538	5 400 697	5 208 507	5 551 352	5 387 707
M-GP ₅ ¹⁰ -35	17 496 600	17 572 100	17 274 953	109 888 501	17 544 329
M-GP ₅ ¹⁰ -25	20 974 300	21 070 000	20 731 817	137 642 051	21 021 367

TABLE A.2 – Résultats détaillés pour Ens. 2.

Nb plateformes ouvertes	0	1	2	3	4	5
$RCCL - 0 - \infty$	74,63	62,83	65,03	66,63	67,23	65,38
$RCCL - 2k - \infty$	48,84	44,74	51,21	48,76	49,98	49,80
$RCCL - 0 - 50$	74,63	67,42	63,89	61,74	62,00	60,86
$RCCL - 2k - 50$	48,84	46,79	44,93	49,07	47,86	48,81

TABLE A.3 – Écart type relatif (en %) du chiffre d'affaire annuel des producteurs CA_f dans le cas de l'approvisionnement aux RCCL.

Nb plateformes ouvertes	0	1	2	3	4	5
$GMS - 0 - \infty$	89,45	75,87	75,96	77,65	77,03	78,67
$GMS - 15k - \infty$	65,90	66,91	69,39	68,34	68,24	68,48
$GMS - 0 - 50$	89,45	83,76	78,54	79,22	78,21	79,10
$GMS - 15k - 50$	65,90	72,11	68,79	67,99	68,08	69,05

TABLE A.4 – Écart type relatif (en %) du chiffre d’affaire annuel des producteurs CA_f dans le cas de l’approvisionnement aux GMS.

Nb plateformes ouvertes	0	1	2	3	4	5
$RCCL - 0 - \infty$	0,12	1,73	1,81	1,85	1,8	1,65
$RCCL - 2k - \infty$	0,08	1,45	1,82	1,86	1,69	1,74
$RCCL - 0 - 50$	0,12	1,42	1,92	2,00	1,46	1,45
$RCCL - 2k - 50$	0,08	1,17	1,94	2,00	1,61	1,3

TABLE A.5 – Écart entre bornes supérieures et inférieures du B&C (en %) pour l’approvisionnement aux RCCL.

Nb plateformes ouvertes	0	1	2	3	4	5
$GMS - 0 - \infty$	0,00	2,27	1,69	1,98	1,70	3,17
$GMS - 15k - \infty$	0,00	2,00	2,3	1,95	1,93	3,34
$GMS - 0 - 50$	0,00	0,04	1,45	4,03	4,29	3,76
$GMS - 15k - 50$	0,00	0,03	0,96	2,01	4,43	3,49

TABLE A.6 – Écart entre bornes supérieures et inférieures du B&C (en %) pour l’approvisionnement aux GMS.

Annexe B

Algorithmes et résultats sur le problème d'allotissement

B.1 Algorithmes pour décider si un lot l est acceptable

Algorithme B.1 : Parcours de Graham pour l'enveloppe convexe.

Entrée : ensemble S de n points de coordonnées $(x_i; y_i)$.

Sortie : les points de l'enveloppe convexe dans l'ordre.

Recherche du point pivot p_0 tel que $y_{p_0} = \min_{i \in S} \{y_i\}$;

// On fait un tri rapide en $O(n \log(n))$ par ordre polaire croissant

$T \leftarrow \text{TriRapide}(S)$; /* $T=[p_0; \dots; p_{n-1}]$ */

Pile P ; /* P contient les éléments de l'enveloppe convexe */

$P.\text{empiler}(p_0)$;

$P.\text{empiler}(p_1)$;

Pour i **de** 1 **à** $n - 1$ **faire**

// On dépile les points qui forment un tour droit

Tant que $P.\text{taille}() \geq 2$ **&&** $\text{ProduitVectoriel}(P.\text{avantDernierElem}(),$
 $p.\text{dernierElem}(), p_i) \leq 0$ **faire**

$P.\text{dépiler}()$;

FinTantque

$P.\text{empiler}(p_i)$;

FinPour

retourner P

Algorithme B.2 : Insertion de coût minimal.

Entrée : liste ordonnée L_{cycle} de points dans un cycle, ensemble S de points à insérer dans le cycle.

Sortie : liste ordonnée des points du cycle (hamiltonien).

Tant que $!S.estVide()$ **faire**

 // Recherche du point pos de S qui minimise la distance d'insertion

$d_{min} \leftarrow \infty$;

$p_{insert} \leftarrow 0$;

$p_{prec} \leftarrow 0$;

Pour i **de** 0 **à** $S.taille()-1$ **faire**

Pour j **de** 0 **à** $L_{cycle}.taille()-1$ **faire**

$d_{tmp} = d_{S(i), L_{cycle}(j)} + d_{S(i), L_{cycle}(j+1)} - d_{L_{cycle}(j), L_{cycle}(j+1)}$; /* d est la matrice de distances */

Si $d_{tmp} < d_{min}$ **alors**

$d_{min} \leftarrow d_{tmp}$;

$p_{insert} \leftarrow i$;

$p_{prec} \leftarrow j$;

FinSi

FinPour

FinPour

$L_{cycle}.ajouter(p_{prec}+1, S(p_{insert}))$; /* Le point de S indexé par p_{insert} est ajouté dans le cycle à la position $p_{prec} + 1$ */

$S.retirer(p_{insert})$;

FinTantque

retourner L_{cycle}

Algorithme B.3 : Calcul de la distance pour faire une tournée sur un lot (\widetilde{TSP}^l).

Entrée : ensemble S des n points de coordonnées $(x_i; y_i)$ du lot l .

Sortie : valeur de \widetilde{TSP}^l .

$L_{cycle} \leftarrow \text{parcoursGraham}(S)$; /* cf. Algorithme B.1 */

$S \leftarrow S \setminus L_{cycle}$; /* On retire de S les points de l'enveloppe convexe */

$L_{cycle} \leftarrow \text{insertionCoutMin}(L_{cycle}, S)$; /* cf. Algorithme B.2 */

$\widetilde{TSP}^l \leftarrow 0$;

Pour i **de** 0 **à** $n-1$ **faire**

$\widetilde{TSP}^l \leftarrow \widetilde{TSP}^l + d_{L_{cycle}(i), L_{cycle}(i+1)}$;

FinPour

retourner \widetilde{TSP}^l

Algorithme B.4 : Décider si un lot l est acceptable ou non.

Entrée : lot l .**Sortie :** booléen pour savoir si l est acceptable ou non.**Si** $l.taille() \geq 2$ **alors** **Si** $\text{nombreFournisseurs}(l) \geq 1$ **alors** **retourner vrai** **FinSi****FinSi****retourner faux**

Algorithme B.7 : Recherche d'un client qui, ajouté au lot l permet de maximiser le nombre de fournisseurs du nouveau lot formé.

Entrée : lot l , liste $L_{clients}$ de clients potentiels ($\subset (C \setminus l)$).

Sortie : client c à ajouter à l pour donner un lot acceptable avec un nombre de fournisseurs nbF^l maximal.

```

 $c_{res} \leftarrow \emptyset;$  /* Le client à retourner */
 $nbFmax \leftarrow 0;$ 
Pour tout  $c \in L_{clients}$  faire
     $l.\text{ajouter}(c);$ 
    Si  $l.\text{estAcceptable}()$  &&  $nbF^l > nbFmax$  alors /* cf. Algorithme B.4 */
         $nbFmax \leftarrow nbF^l;$ 
         $c_{res} \leftarrow c;$ 
    FinSi
     $l.\text{retirer}(c);$ 
FinPour
retourner  $c_{res};$ 

```

B.3 Algorithmes pour la génération de colonnes

Algorithme B.8 : Recherche d'un lot avec le meilleur coût réduit positif à partir d'un lot l .

Entrée : lot l .

Sortie : un lot créé à partir de l avec un coût réduit positif maximal.

$\bar{c}^* \leftarrow -\infty;$ /* Coût réduit positif maximal */

$l^* \leftarrow \emptyset;$ /* Meilleur lot trouvé */

$l_{test} \leftarrow \emptyset;$ /* Lot testé */

// On essaye d'ajouter à l un client qui ne fait pas partie du lot

Pour tout $c \in C \setminus l$ **faire**

$l_{test} \leftarrow l \cup \{c\};$

Si $l_{test}.estAcceptable()$ **alors** /* cf. Algorithme B.4 */

Si $\bar{c}_{l_{test}} > 0 \ \&\& \ \bar{c}_{l_{test}} > \bar{c}^*$ **alors**

$\bar{c}^* \leftarrow \bar{c}_{l_{test}};$

$l^* \leftarrow l_{test};$

FinSi

FinSi

FinPour

// On essaye de supprimer un client de l

Pour tout $c \in l$ **faire**

$l_{test} \leftarrow l \setminus \{c\};$

Si $l_{test}.estAcceptable()$ **alors**

Si $\bar{c}_{l_{test}} > 0 \ \&\& \ \bar{c}_{l_{test}} > \bar{c}^*$ **alors**

$\bar{c}^* \leftarrow \bar{c}_{l_{test}};$

$l^* \leftarrow l_{test};$

FinSi

FinSi

FinPour

retourner l^* ;

Algorithme B.9 : Modification des colonnes de l'ensemble L' .

Entrée : ensemble L' des colonnes du $\text{PMR}(L')$, liste ordonnée des colonnes à sortir

L_{sortie} , lot à rentrer l_{entre} .

$l_{\text{sortie}} \leftarrow L_{\text{sortie}}.\text{retournerPremier}();$

$L' \leftarrow L' \cup \{l_{\text{entre}}\} \setminus \{l_{\text{sortie}}\};$

$L_{\text{sortie}}.\text{retirerPremier}();$

Algorithme B.10 : Recherche d'au plus $nbCol^{max}$ colonnes avec un coût réduit positif à partir des valeurs duales de la solution du PMR.

Entrée : ensemble L' des colonnes du PMR(L'), $nbCol^{max}$ nombre maximal de colonnes (lots) à ajouter à L' , liste ordonnée des colonnes à sortir L_{sortie} , ensemble de colonnes mises en mémoire L_{mem} .

Sortie : nombre de colonnes ajoutées.

$C_{triVD} \leftarrow \text{triValeursDuales}(C);$ /* Les clients sont triés par ordre croissant des valeurs duales associées à la contrainte (2.20) dans le PMR */

$l_{test} \leftarrow \emptyset;$ /* Lot testé */

$nbCol \leftarrow 0;$

$\bar{c}^{max} \leftarrow -\infty;$ /* Le coût réduit maximal des colonnes parcourues */

$l_{maxCR} \leftarrow \emptyset;$ /* Colonne dont le coût réduit est maximal */

// On peut sortir les lots qui ne sont pas dans la solution du PMR et qui ont un coût réduit négatif

Pour tout $c_1 \in C_{triVD}$ **faire**

$l_{test} \leftarrow c_1;$

Pour tout $c_2 \in C_{triVD}[c_1 + 1 \dots C_{triVD}.taille]$ **faire**

$l_{test} \leftarrow l_{test} \cup \{c_2\};$

 // Test sur les lots $\{c_1\} \cup \{c_2\}$ et $\{c_1\} \cup \dots \cup \{c_2\}$

Pour tout $l \in \{\{c_1\} \cup \{c_2\}; l_{test}\}$ **faire**

Si $nbCol \geq nbCol^{max}$ **alors**

 arrêt ;

FinSi

Si $l.estAcceptable()$ **alors** /* cf. Algorithme B.4 */

Si $\bar{c}_l > 0$ **alors**

$\text{modificationColonnes}(L', L_{sortie}, l);$ /* cf. Algorithme B.9 */

$nbCol \leftarrow nbCol + 1;$

sinon

$L_{mem}.ajouter(l);$

FinSi

Si $\bar{c}_l > \bar{c}^{max}$ **alors**

$\bar{c}^{max} \leftarrow \bar{c}_l;$

$l_{maxCR} \leftarrow l;$

FinSi

FinSi

FinPour

FinPour

FinPour

// Si aucun lot n'a été trouvé on essaye d'en trouver un à partir de l_{maxCR}

Si $nbCol == 0$ **alors**

$l \leftarrow \text{lotMeilleurCR}(l_{maxCR});$ /* cf. Algorithme B.8 */

Si $l \neq \emptyset$ && $l \notin L'$ **alors**

$\text{modificationColonnes}(L', L_{sortie}, l);$ /* cf. Algorithme modificationColonnes */

$nbCol \leftarrow nbCol + 1;$

FinSi

FinSi

retourner $nbCol;$

Algorithme B.11 : Recherche d'au plus $nbCol^{max}$ colonnes avec un coût réduit positif.

Entrée : ensemble L' des colonnes du PMR(L'), $nbCol^{max}$ nombre maximal de colonnes (lots) à ajouter à L' , ensemble de colonnes mises en mémoire L_{mem} .

Sortie : nombre de colonnes ajoutées.

```

 $L_{sortie} \leftarrow \emptyset;$                                 /* Liste des lots à sortir de  $L'$  */
 $l_{sortie} \leftarrow \emptyset;$ 
 $nbCol \leftarrow 0;$                                     /* Nombre de colonnes trouvées */
 $\bar{c}^{max} \leftarrow -\infty;$                             /* Le coût réduit maximal des colonnes parcourues */
 $l_{maxCR} \leftarrow \emptyset;$                         /* Colonne dont le coût réduit est maximal */
// On peut sortir les lots qui ne sont pas dans la solution du PMR et qui
// ont un coût réduit négatif (triés par valeur croissante)
 $L_{sortie} \leftarrow \text{triCoutReduitCroissant}(\{l \in L' | \bar{c}_l < 0 \ \&\& \ x_l = 0\});$ 
// Recherche dans les colonnes déjà mémorisées
Pour tout  $l \in L_{mem}$  faire
    Si  $nbCol \geq nbCol^{max}$  alors
        | arrêt ;
    FinSi
    Si  $\bar{c}_l > 0$  alors
        |  $\text{modificationColonnes}(L', L_{sortie}, l);$  /* cf. Algorithme modificationColonnes */
        |  $nbCol \leftarrow nbCol + 1;$ 
    FinSi
    Si  $\bar{c}_l > \bar{c}^{max}$  alors
        |  $\bar{c}^{max} \leftarrow \bar{c}_l;$ 
        |  $l_{maxCR} \leftarrow l;$ 
    FinSi
FinPour
// Si aucun lot n'a été trouvé on essaye d'en trouver un à partir de  $l_{maxCR}$ 
Si  $nbCol == 0$  alors
    |  $l \leftarrow \text{lotMeilleurCR}(l_{maxCR});$  /* cf. Algorithme B.8 */
    | Si  $l \neq \emptyset \ \&\& \ l \notin L'$  alors
        |  $\text{modificationColonnes}(L', L_{sortie}, l);$  /* cf. Algorithme modificationColonnes */
        |  $nbCol \leftarrow nbCol + 1;$ 
    | FinSi
FinSi
// S'il reste des colonnes, on tente une recherche à partir des valeurs
// duales des établissements
Si  $nbCol < nbCol^{max}$  alors
    |  $\text{rechercherValeursDuales}();$  /* cf. Algorithme rechercheColonneValDuale */
FinSi
retourner  $nbCol;$ 

```

Algorithme B.12 : Gestion des paramètres pour la résolution à base de génération de colonnes.

Entrée : liste du nombre de colonnes à chercher L_{nbCol} , liste des pénalités dans le modèle avec ratio objectif $L_{penalite}$, liste des ratios objectifs L_{Robj} , nombre maximal d'itération $nbIter^{max}$, taille maximale de la liste des lots en mémoire T^{max} , $nbColL'$ le nombre colonnes dans L' .

Sortie : valeur de la meilleure solution trouvée pour le problème *A-Ra-RM-Eq*

$z^* \leftarrow 0$;

Pour tout $nbCol \in L_{nbCol}$ **faire**

Pour tout $p_{obj} \in L_{penalite}$ **faire**

Pour tout $R_{obj} \in L_{Robj}$ **faire**

$z^* \leftarrow$

$\max \{z^*; \text{generationColonnes}(nbCol, p_{obj}, R_{obj}, nbIter^{max}, T^{max}, nbColL')\}$;

 /* cf. Algorithme 3 */

FinPour

FinPour

FinPour

retourner z^* ;

B.4 Temps processeur pour les instances aléatoires

Instance	e^{max}	Présélection des lots			Génération de colonnes		
		génération	résolution	total	génération	résolution	total
12-6	2	9,06	1,09	10,14	2,12	3,90	6,01
	5	9,06	0,34	9,40	1,20	2,80	3,99
	10	9,06	0,40	9,45	1,07	1,42	2,49
	20	9,06	0,22	9,27	1,14	1,12	2,26
	50	9,06	0,14	9,20	1,19	1,03	2,21
20-9	2	6,97	65,44	72,40	4,52	7,57	12,10
	5	6,97	58,34	65,30	5,06	5,05	10,11
	10	6,97	6,12	13,09	4,47	4,09	8,56
	20	6,97	3,87	10,84	4,23	2,18	6,41
	50	6,97	1,30	8,26	4,45	1,95	6,40
40-20	2	20,74	402,76	423,50	46,27	99,65	145,93
	5	20,74	104,37	125,11	58,14	48,71	106,85
	10	20,74	19,08	39,82	57,40	26,65	84,05
	20	20,74	7,09	27,83	50,46	3,87	54,32
	50	20,74	5,00	25,74	42,79	1,52	44,31
40-30	2	22,27	601,03	623,31	89,09	92,68	181,77
	5	22,27	129,91	152,18	68,88	38,79	107,67
	10	22,27	41,65	63,92	73,45	10,63	84,07
	20	22,27	6,02	28,29	89,11	2,41	91,52
	50	22,27	5,24	27,51	84,12	1,40	85,51

TABLE B.1 – Résultats détaillés des temps processeurs (en secondes).

B.5 Temps processeur pour les instances de l'étude de cas

Instance	e^{max}	Présélection des lots			Génération de colonnes		
		génération	résolution	total	génération	résolution	total
60-10	2	50,56*	600,73*	651,30*	195,50	508,24	703,73
	5	50,56	196,03	246,60	201,22	191,13	392,35
	10	50,56	80,96	131,52	211,32	123,77	335,09
	20	50,56	5,32	55,88	214,69	4,66	219,35
	50	50,56	4,27	54,84	224,66	4,53	229,19
60-30	2	67,16*	600,75*	667,91*	181,37	718,92	900,29
	5	67,16	544,95	612,11	264,70	378,20	642,90
	10	67,16	47,67	114,83	227,95	38,46	266,40
	20	67,16	7,52	74,68	146,60	5,68	152,28
	50	67,16	6,14	73,30	233,81	4,12	237,93
60-45	2	73,30*	600,81*	674,11*	193,78	986,06	1179,84
	5	73,30*	600,70*	674,00*	165,56	452,84	618,40
	10	73,30	123,44	196,75	196,69	229,28	425,96
	20	73,30	9,06	82,36	176,97	13,36	190,33
	50	73,30	6,77	80,08	219,60	2,56	222,16
100-15	2	473,94*	105,01*	578,95*	1298,24	1282,52	2580,76
	5	473,94*	70,77*	544,72*	1298,97	611,62	1910,59
	10	473,94*	53,96*	527,91*	1285,21	461,49	1746,70
	20	473,94	13,72	487,66	1267,38	324,96	1592,35
	50	473,94	13,55	487,49	1335,65	176,67	1512,32
100-30	2	490,48*	46,13*	536,61*	1193,23	1363,63	2556,86
	5	490,48*	49,48*	539,96*	1270,44	611,42	1881,87
	10	490,48*	49,76*	540,24*	1178,97	530,95	1709,92
	20	490,48	16,68	507,16	1277,99	304,75	1582,74
	50	490,48	13,00	503,48	1227,29	269,47	1496,76
100-50	2	504,22*	551,49*	1055,71*	1098,89	1258,67	2357,55
	5	504,22*	407,40*	911,62*	1126,39	660,38	1786,77
	10	504,22*	301,34*	805,55*	1152,09	394,55	1546,64
	20	504,22	22,08	526,29	1054,48	258,15	1312,63
	50	504,22	11,14	515,36	1111,12	253,11	1364,22

TABLE B.2 – Résultats détaillés des temps processeurs (en secondes) (suite).

e^{max}	2			5			20		
nbL^{max}	5	8	12	5	8	12	5	8	12
<i>Ag-7</i>	5,00	3,32	3,31	3,06	3,19	2,99	3,08	2,90	2,82
<i>B+P-7</i>	9,12	11,54	8,50	8,81	8,44	8,37	8,64	8,06	8,03
<i>Vo-7</i>	3,35	3,09	3,27	3,05	3,14	3,06	3,07	2,97	3,03
<i>Ag-26</i>	302,98	725,04	474,36	291,63	693,98	429,95	313,65	647,96	341,88
<i>B+P-26</i>	910,59	749,35	604,70	940,81	743,66	531,25	934,36	726,88	546,76
<i>Vo-26</i>	451,07	325,52	283,35	463,81	317,63	253,73	492,08	312,42	247,00

TABLE B.3 – Temps de résolution (en secondes) pour les instances de la zone Ardèche et de la zone Drôme.

nbL^{max}	5	8	12	20
<i>Ag-26+7-2</i>	1159,56	1001,47	811,66	660,28
<i>B+P-26+7-2</i>	2239,95	1986,46	2019,30	1221,54
<i>Vo-26+7-2</i>	1203,18	1258,14	939,07	836,52
<i>Ag-26+7-5</i>	1214,39	1048,51	807,90	667,07
<i>B+P-26+7-5</i>	2243,96	2005,74	1960,73	1199,07
<i>Vo-26+7-5</i>	1217,71	1251,51	910,51	838,49
<i>Ag-26+7-20</i>	1213,31	1034,36	788,18	650,84
<i>B+P-26+7-20</i>	2264,23	1995,15	1947,09	1197,23
<i>Vo-26+7-20</i>	1205,07	1257,85	887,60	832,24

TABLE B.4 – Temps de résolution (en secondes) pour les instances de la Drôme et Ardèche.

Annexe C

Preuves sur la planification multi-acteurs

C.1 Preuve de la Proposition 3.4

Soit $(S^*, \varepsilon^{max*}, \beta^*)$ une solution optimale du MIP défini par (3.79) - (3.86) avec un objectif de valeur Z^* , qui n'est pas *admissible* (voir la Définition 3.5). Soit $Q_t^p = \min\{S_t^{pR}; Croy_t^p; z_t^{PR}\}$ la quantité maximale de commande pour le producteur p à la période t sans augmenter les croyances à propos des capacités des producteurs. Ainsi $\exists t_0$ tel que $\beta_{t_0}^* > 1$ et $\sum_{p \in P} Q_{t_0}^p \geq z_{t_0}^{PR}$.

Une solution *admissible* peut être construite de la manière qui suit. Soit $P_0 = \{p \in P | S_{t_0}^{*Rp} < Q_{t_0}^p\}$, et $P_1 = \{p \in P | S_{t_0}^{*Rp} = \beta_{t_0}^* \cdot Croy_{t_0}^p\}$. P_0 et P_1 sont non vide, sinon soit la solution est *admissible* soit elle n'est pas optimale car $\beta_{t_0}^*$ pourrait diminuer sans modifier la solution. De plus, il est clair que $P_0 \cap P_1 = \emptyset$. Par ailleurs, $\sum_{p \in P_1} S_{t_0}^{*Rp} - Q_{t_0}^p \leq \sum_{p \in P_0} Q_{t_0}^p - S_{t_0}^{*Rp}$, i.e. le surplus entre les quantités de commande et les croyances pour les producteurs donc la croyance a été dépassée est inférieur à la capacité non utilisée des producteurs dont la croyance n'a pas été dépassée (i.e. la quantité de commande est inférieure à $Q_{t_0}^p$).

Soit $(\bar{S}, \bar{\varepsilon}^{max}, \bar{\beta})$ une solution avec une valeur de fonction objectif \bar{Z} telle que : $\bar{S}_{t_0}^{Rp} = S_{t_0}^{*Rp} - 1 \forall p \in P_1$ et $S_{t_0}^{*Rp} \leq \bar{S}_{t_0}^{Rp} \leq Q_{t_0}^p \forall p \in P_0$ tel que $\sum_{p \in P_0} \bar{S}_{t_0}^{Rp} - S_{t_0}^{*Rp} = |P_1|$. Toutes les autres variables ont une valeur identique à celle de $(S^*, \varepsilon^{max*}, \beta^*)$. Ainsi $(\bar{S}, \bar{\varepsilon}^{max}, \bar{\beta})$ est une solution réalisable.

Nous cherchons à définir des bornes pour $\bar{\varepsilon}_{t_0}^{max}$. Clairement, $\bar{\varepsilon}_{t_0}^{max} \geq \varepsilon_{t_0}^{max*}$, sinon $(S^*, \varepsilon^{max*}, \beta^*)$ n'était pas optimale. $\bar{\varepsilon}_{t_0}^{max} \leq \varepsilon_{t_0}^{max*} + \max_{p \in P_1} \{\alpha_{t_0}^p\} + |P_1| \cdot \max_{p \in P_0} \{\alpha_{t_0}^p\}$. En effet, ceci est l'écart maximal absolu $\varepsilon_{t_0}^{max*}$ qu'il est possible d'atteindre. Pour cela on suppose que la valeur minimale est atteinte dans $(S^*, \varepsilon^{max*}, \beta^*)$ pour le producteur de P_1 qui a le

poids maximal, et que la valeur maximale est atteinte pour le producteur de P_0 qui a le poids maximal, et la valeur maximale de $\bar{S}_{t_0}^{Rp}$ lui est attribuée (sans tenir compte de $Q_{t_0}^p$). Ainsi, $0 \leq \bar{\varepsilon}_{t_0}^{max} - \varepsilon_{t_0}^{max*} \leq |P| \cdot \max_{p \in P} \{\alpha_{t_0}^p\}$, et $\bar{\varepsilon}_t^{max} = \varepsilon_t^{max*} \forall t \neq t_0$.

De plus, il est clair que d'après la définition de P_1 et la construction de $(\bar{S}, \bar{\varepsilon}^{max}, \bar{\beta})$ que $\bar{\beta}_{t_0} \leq \beta_{t_0}^*$. Mais une borne plus précise peut être calculée. $\forall p \in P \setminus P_0, \beta_{t_0}^* \cdot Croy_{t_0}^p - \bar{S}_{t_0}^{Rp} \geq 1$. Ainsi $\bar{\beta}_{t_0} \leq \beta_{t_0}^* - \frac{1}{\max_{p \in P} Croy_{t_0}^p}$.

La solution $(S^*, \varepsilon^{max*}, \beta^*)$ n'est pas optimale, si et seulement si $\bar{Z} < Z^*$, i.e. $\bar{Z} - Z^* < 0$. $\bar{\varepsilon}_{t_0}^{max} - \varepsilon_{t_0}^{max*} + cp_{t_0}^{croy} \cdot (\bar{\beta}_{t_0} - \beta_{t_0}^*) < 0$. $cp_{t_0}^{croy} > \frac{\bar{\varepsilon}_{t_0}^{max} - \varepsilon_{t_0}^{max*}}{\beta_{t_0}^* - \bar{\beta}_{t_0}}$. Or, avec la borne proposée,
$$\frac{\bar{\varepsilon}_{t_0}^{max} - \varepsilon_{t_0}^{max*}}{\beta_{t_0}^* - \bar{\beta}_{t_0}} \leq |P| \cdot \max_{p \in P} \{\alpha_{t_0}^p\} \cdot \frac{1}{\max_{p \in P} Croy_{t_0}^p}.$$

Annexe D

Résultats complémentaires sur l'outil de simulation/optimisation

D.1 Un exemple de flot non réalisable

La Figure D.1 présente un exemple dans lequel le planning du producteur n'est pas réalisable. Les plannings réalisés par le producteur et le distributeur lors du processus de planification PP_t sont présentés en premier lieu. Ces plannings sur un horizon glissant de 4 périodes sont tous deux réalisables, et correspondent aux quantités déterminées à l'issue du processus de négociation. Ensuite le planning du distributeur (en bas à droite) est effectué pour la planification PP_{t+1} , à partir des demandes déterministes du client final. Par rapport au planning effectué précédemment PP_t , on peut noter que le distributeur prévoit de diminuer sa quantité de commande au producteur pour la période $t + 1$, de diminuer ses quantités de stockage et de commander une grande quantité en période $t + 4$ afin d'atteindre le niveau de stock final.

Le processus de négociation se poursuit et c'est au tour du producteur de planifier à partir des quantités de commande fournies par le distributeur. Pour réaliser ce planning, les quantités minimales et maximales pour chacune des variables de décision sont présentées (en bas à gauche). Certaines de ces valeurs proviennent de la sécurisation de ressources, et d'autres des contraintes de capacité. On constate alors que pour la période $t + 1$, il est impossible pour le producteur de satisfaire toutes les contraintes. En effet, à la période $t + 1$, le producteur doit produire 3056 unités, et 1058 unités sont déjà en stock. Ainsi, il y a 4644 unités à gérer. Mais à cette période $t + 1$, le producteur peut envoyer au maximum 2552 unités au distributeur et en stocker 2086 unités, soit seulement 4638 unités qui peuvent être gérées. Ainsi, il y a 6 unités en surplus. Dans ce cas, la quantité minimale de production à la période $t + 1$ serait réduite à 3050 unités afin que le planning du producteur soit réalisable.

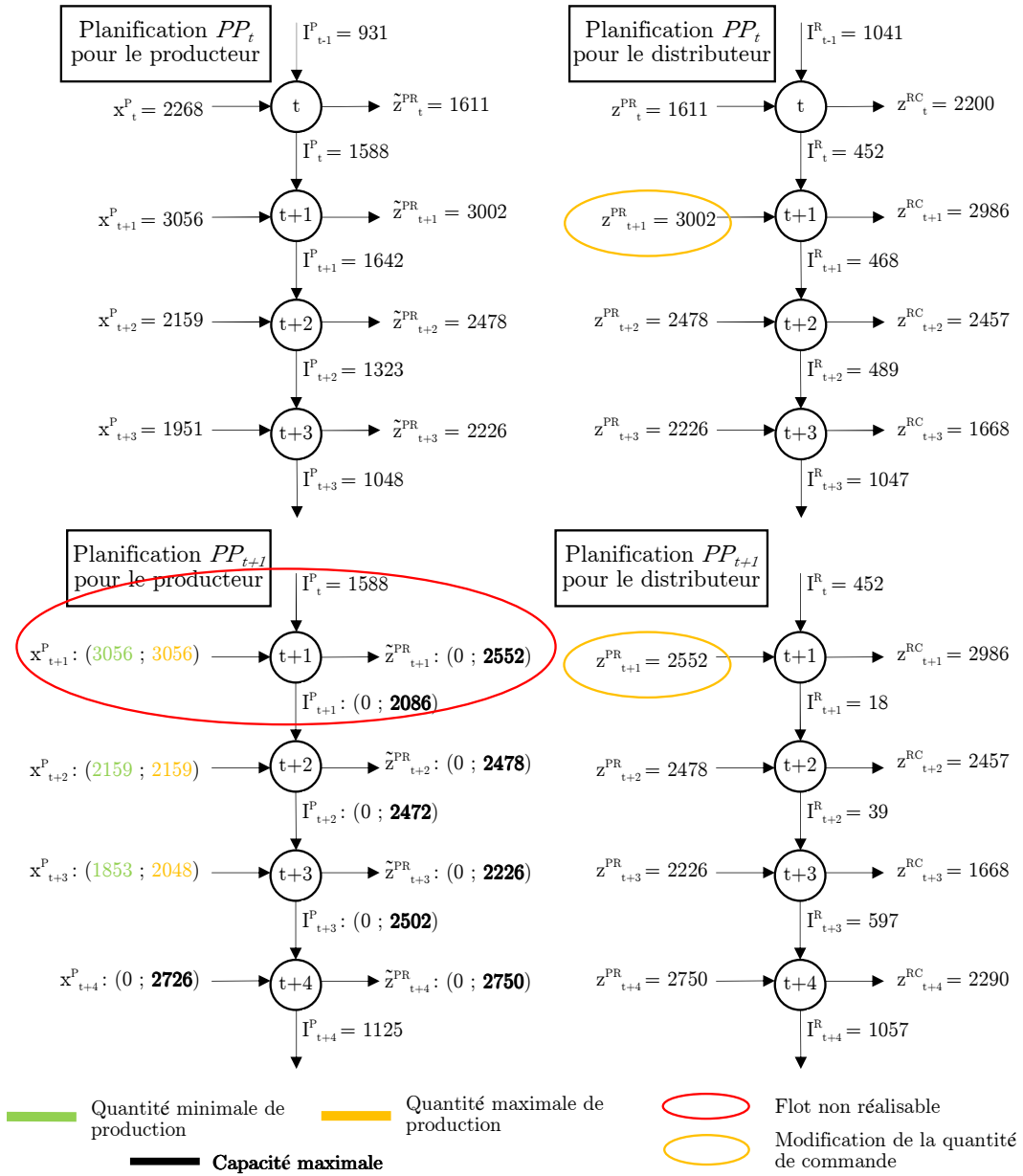


FIGURE D.1 – Un exemple de planning non réalisable (2 périodes gelées et 1 période flexible).

D.2 Coût total lorsque les ressources de production sont sécurisées

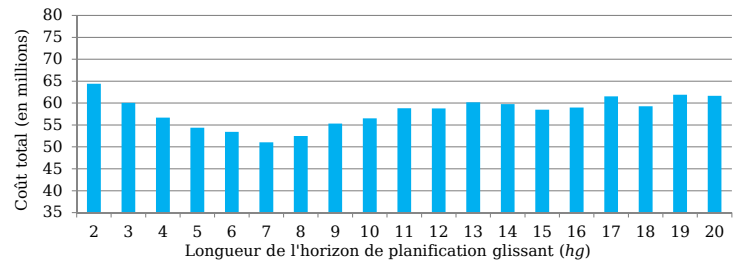


FIGURE D.2 – Coût total avec sécurisation des ressources (cas d’une demande stochastique et d’une planification décentralisée).

D.3 Performance sur les critères économique et social

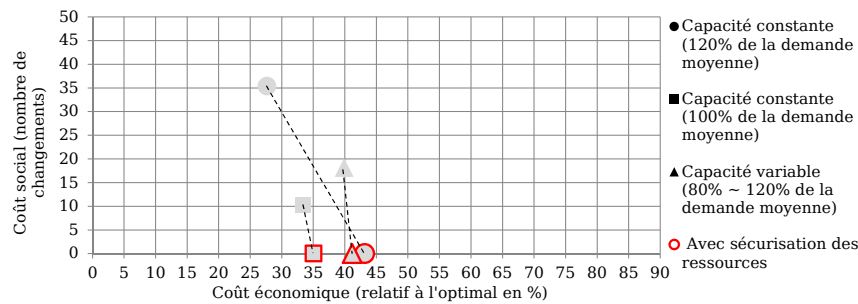


FIGURE D.3 – Performance économique et sociale des solutions avec un horizon de planification à court terme.

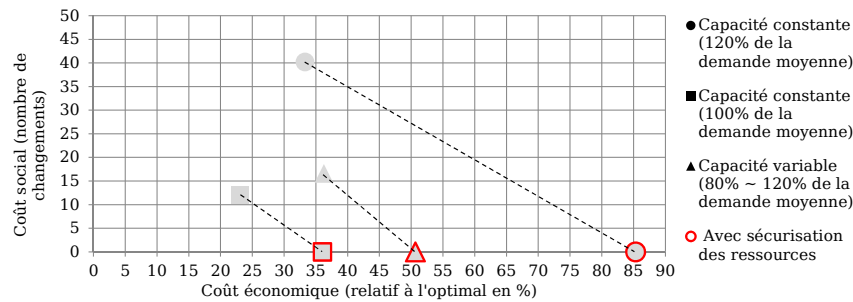


FIGURE D.4 – Performance économique et sociale des solutions avec un horizon de planification à long terme.

D.4 Étude du niveau de stock final dans une chaîne logistique divergente avec contrat de remises sur quantité

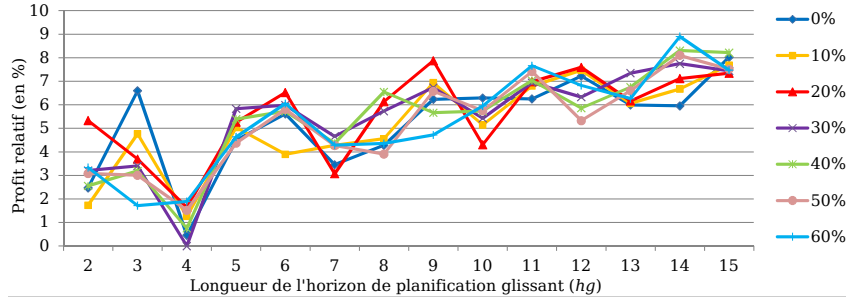


FIGURE D.5 – Profit (relatif en %) avec différent taux de stock cible final sur l'instance (1250,30).

D.5 Exemple de profit de la chaîne logistique avec un contrat de remises sur quantités

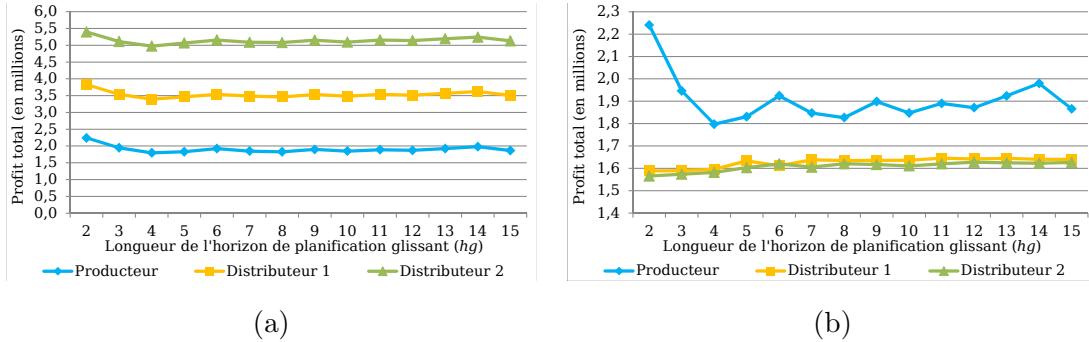


FIGURE D.6 – Profit total sur l'instance (1000, 40) pour les acteurs de la chaîne logistique : (a) cumulatif et (b) non cumulatif.

D.6 Preuve de la Proposition 4.1

Soit r^- le distributeur le moins bien évalué par le producteur, et r^+ le distributeur le mieux noté. Soit $(\bar{v}p, \bar{\varepsilon}^{max})$ une solution réalisable de (3.69) - (3.75), avec un coût \bar{f} . Puisque tous les distributeurs $r \in R \setminus \{r^-, r^+\}$ ont les mêmes coefficients α_t^r , leurs pénuries sont réparties de manière équitable.

Si il existe une période $t_0 \in RH_t$ telle que les pénuries attribuées à r^- ne sont pas maximales ($\bar{v}p_{t_0}^{Pr^-} < \min\{vp_{t_0}^{PR}; S_{t_0}^{r-P}\}$), alors il existe $r^* \in R \setminus \{r^-\}$ tel que $\bar{v}p_{t_0}^{r^*} > 0$. Ainsi une autre solution réalisable $(\tilde{v}p, \tilde{\varepsilon}^{max})$ existe, avec un coût \tilde{f} où $\tilde{v}p_{t_0}^{Pr^-} = \bar{v}p_{t_0}^{Pr^-} + 1$, et $\tilde{v}p_{t_0}^{Pr^*} = \bar{z}_{t_0}^{l^*} - 1$. Cette solution est réalisable. L'équation (4.9) implique que $\alpha_{t_0}^{r^-} = 0$ et que $\alpha_{t_0}^{r^*} > 0$, donc les équations (3.70) - (3.71) entraînent $\tilde{\varepsilon}_{t_0}^{max} \leq \bar{\varepsilon}_{t_0}^{max}$. Ainsi $\tilde{f} \leq \bar{f}$, i.e. il

existe une solution optimale dans laquelle les pénuries attribuées au distributeur r^- sont maximales.

Si il existe une période $t_0 \in RH_t$ telle que les pénuries attribuées à r^+ ne sont pas minimales ($\bar{v}p_{t_0}^{Pr^+} > 0$ et $\exists r^* \in R \setminus \{r^+\}$ tel que $\bar{v}p_{t_0}^{r^*} < \min\{vp_{t_0}^{PR}; S_{t_0}^{Pr}\}$), alors il existe une autre solution réalisable $(\tilde{v}p, \tilde{\varepsilon}^{max})$ avec un coût \tilde{f} où $\tilde{v}p_{t_0}^{Pr^+} = \bar{v}p_{t_0}^{Pr^+} - 1$, et $\tilde{v}p_{t_0}^{r^*} = \bar{v}p_{t_0}^{r^*} + 1$. Cette solution est réalisable. L'équation (4.9) implique que $\alpha_{t_0}^* \leq 1$ et que $\alpha_{t_0}^{r^+} = 2 \cdot \sum_{t' \in RH_t} vp_{t'}^{PR}$, donc $\alpha_{t_0}^{r^+} \cdot \bar{v}p_{t_0}^{Pr^+} > \alpha_{t_0}^{r^*} \cdot \bar{v}p_{t_0}^{Pr^*}$ puisque $\bar{v}p_{t_0}^{Pr^*} < \sum_{t' \in RH_t} vp_{t'}^{PR}$. Ainsi les équations (3.70) - (3.71) impliquent que $\tilde{\varepsilon}_{t_0}^{max} \leq \bar{\varepsilon}_{t_0}^{max}$. Ainsi $\tilde{f} \leq \bar{f}$, i.e. il existe une solution optimale dans laquelle les pénuries attribuées à r^+ sont minimales.

D.7 Utilisation des capacités de stockage dans la chaîne logistique à deux échelons

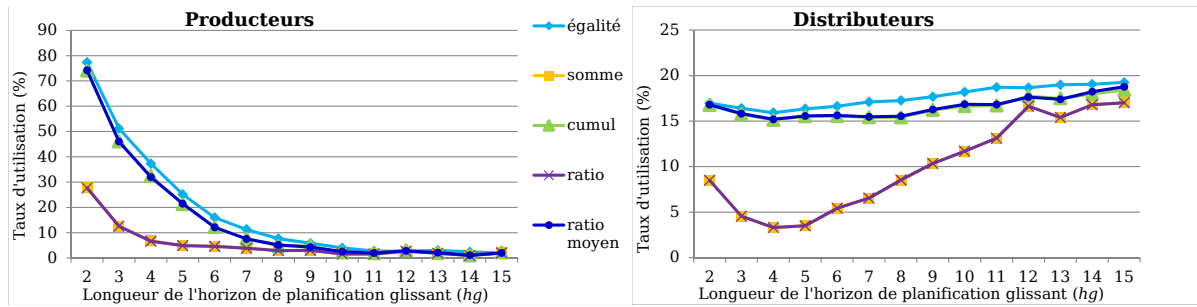


FIGURE D.7 – Taux moyen d'utilisation des capacités de stockage dans le cas des **capacités égales**.

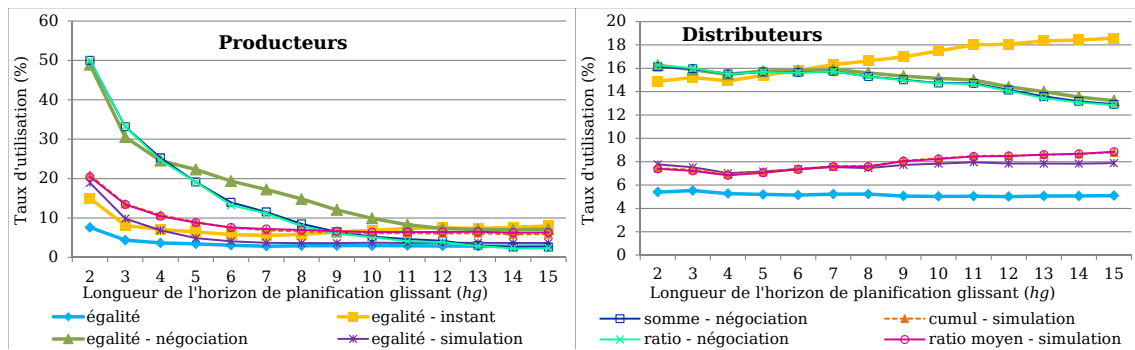


FIGURE D.8 – Taux moyen d'utilisation des capacités de stockage dans le cas des **capacités croisées** et de la stratégie **proportionnelle** pour les producteurs.

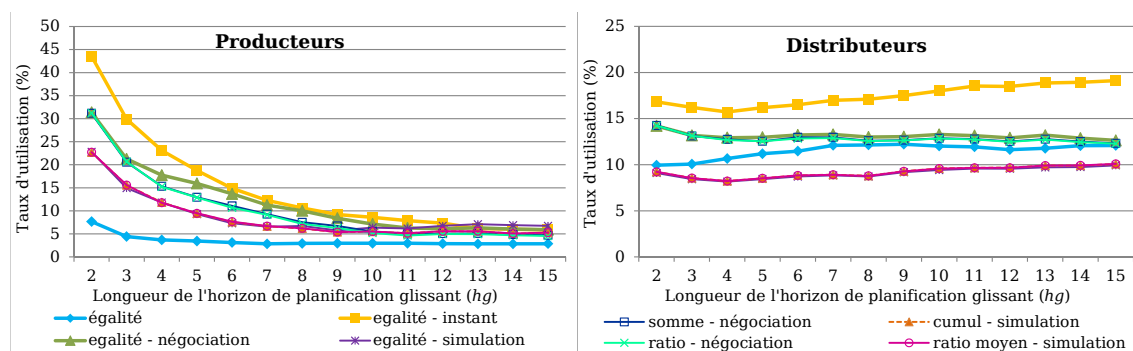


FIGURE D.9 – Taux moyen d'utilisation des capacités de stockage dans le cas des **capacités croisées** et de la stratégie **demandes cumulées** pour les producteurs.

D.8 Exemples dans la chaîne logistique à deux échelons

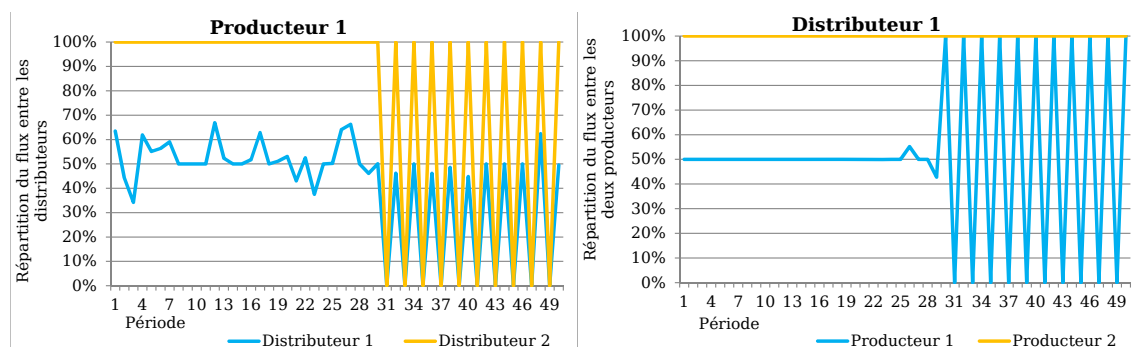


FIGURE D.10 – Exemple de l'effet oscillatoire : répartition du flux de produits entre un producteur et ses clients et un distributeur et ses fournisseurs, dans le cas des **capacités égales**, avec une répartition **proportionnelle** pour les producteurs et une répartition **ratio** pour les distributeurs et un horizon $hg = 2$ périodes.

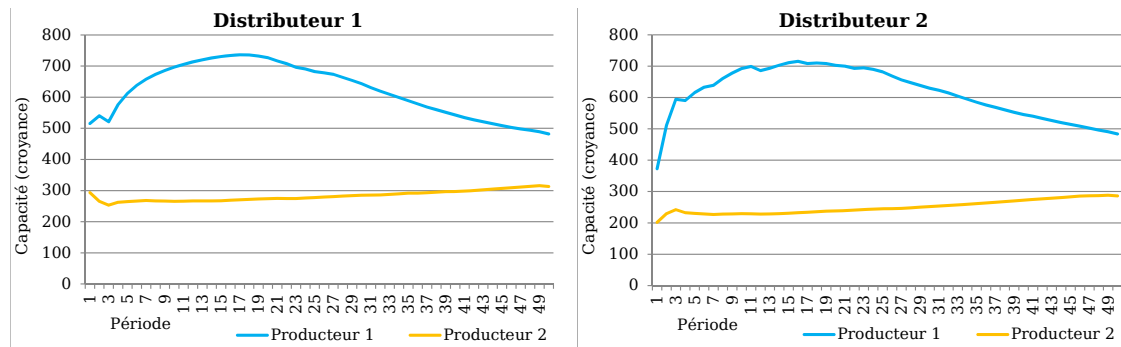


FIGURE D.11 – Exemple des croyances des distributeurs à propos des capacités des producteurs, dans le cas des **capacités croisées**, de la répartition **proportionnelle** pour les producteurs, de la répartition **égalité** pour les distributeurs avec des croyances sur la **simulation**, et un horizon $hg = 2$.

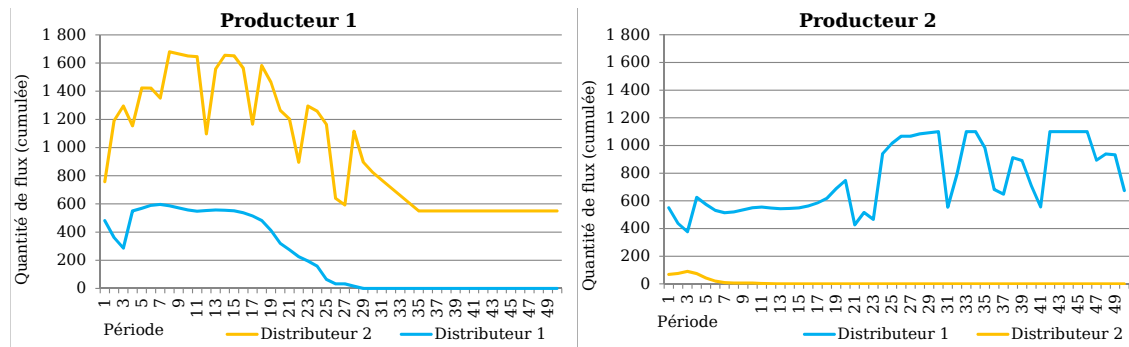


FIGURE D.12 – Exemple de flux des producteurs : répartition entre les distributeurs dans le cas des **capacités croisées**, avec une stratégie de répartition **demandes cumulées** pour les producteurs, une répartition **égalité** pour les distributeurs avec des croyances sur la **négociation** et un horizon $hg = 2$.

Titre : Contributions à la chaîne logistique numérique : conception de circuits courts et planification décentralisée.

Résumé : Le concept de chaîne logistique numérique regroupe l'ensemble des modèles, méthodes et outils qui permettent de planifier les décisions sur des prototypes numériques de chaîne logistique. Dans ce travail de thèse, nous proposons deux contributions à la chaîne logistique numérique. Nos résultats se destinent en particulier aux réseaux de Petites et Moyennes Entreprises/Industries. D'une part, nous étudions deux nouveaux problèmes liés à la conception de réseaux logistiques en circuits courts et de proximité pour les produits agricoles frais. Pour chacun d'eux nous proposons une formulation en Programme Linéaire à Variables Mixtes. De plus des méthodes de résolution fondées sur des décompositions du modèle nous permettent de résoudre des instances de grande taille. Pour chaque problème, cette approche est mise en œuvre sur une étude de cas menée avec plusieurs collectivités territoriales. D'autre part, nous étudions le problème de planification tactique des activités de production, de transport et de stockage. Contrairement aux approches classiques centralisées, nous considérons que les décisions des différents acteurs sont prises de manière décentralisée. Nous étudions la manière de décomposer les décisions entre les acteurs ainsi que leurs comportements individuels. Nous analysons aussi des protocoles de concertation basés sur un échange limité d'informations. Afin de répondre à la double complexité du problème, nous proposons un outil innovant qui couple une simulation à base de multi-agents à des approches d'optimisation par programmation mathématique.

Mots clés : conception de réseau de service, circuits courts, planification tactique, couplage simulation/optimisation, programmation linéaire, méthodes de décomposition, dimensionnement de lots décentralisé, système multi-agents.

Title : Contributions to the digital supply chain : short and local network design and decentralized planning.

Abstract : The concept of digital supply chain gathers models, methods and tools to plan decisions on digital prototypes of supply chains. This doctoral dissertation proposes two contributions to digital supply chain. Mainly, our results address small and medium enterprises/industries. Firstly, we study two new problems related to service network design for short and local fresh food supply chains. For each of them we propose a Mixed Integer Linear Programming formulation. Decomposition-based methods are implemented in order to solve large scale instances. For each problem this approach is applied on a case study conducted with several local institutions. Secondly, we address the tactical supply chain planning problem : how to plan production, transportation and storage activities. As opposed to the classic centralized version, the decision making process is considered decentralized. We study how to decompose the decisions between actors as well as their individual behaviour. We also analyze negotiation processes based on limited information sharing. In order to address the double complexity of the problem, we propose an innovative tool coupling a multi-agent based simulation approach with optimization approaches based on mathematical programming.

Keywords : service network design, short and local food supply chain, tactical planning, simulation/optimization coupling, linear programming, decomposition methods, decentralized lot-sizing, multi-agents system.